

UNIVERSIDAD DEL BÍO-BÍO
FACULTAD DE INGENIERÍA
DPTO. DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

Profesor Guía:
Luis Ceballos A

“REPROGRAMACIÓN DE LA ASIGNACIÓN DE CAMIONES PARA EL TRANSPORTE DE PRODUCTOS FORESTALES BAJO UN ENFOQUE MULTIOBJETIVO”

“PROYECTO DE TÍTULO PRESENTADO EN CONFORMIDAD A LOS
REQUISITOS PARA OBTENER EL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL MENCIÓN GESTIÓN”

*Autores: Daniel Andrés Marinado Vega
Mónica Alicia Matamala Pérez*

Concepción, 2007

RESUMEN

Frente a la problemática que presenta el ruteo de vehículos en el transporte forestal y los crecientes requerimientos por parte de los entes que participan en el proceso (empresas forestales, empresas transportistas, choferes), de mejorar la actual programación de camiones elaborada por ASICAM, se desarrolla este estudio con el fin de entregar solución al problema, reprogramando dicha asignación en base a dos objetivos, minimizar el número de camiones y reducir la jornada laboral promedio de los choferes.

Metodológicamente el problema fue resuelto utilizando tres algoritmos evolutivos: SPEA, MEMÉTICO, MOGLS, permitiendo lograr diversas soluciones que son alternativas mejoradas a la actual programación que disponen las empresas. A partir de estas soluciones, el tomador de decisiones puede elegir la "solución más adecuada", en función de los intereses que la empresa tenga en un determinado momento.

De la aplicación de los algoritmos utilizados, el más efectivo fue SPEA, ya que permitió generar mejores soluciones al problema estudiado, logrando una supremacía con los demás algoritmos, en los criterios establecidos.

Al comparar los resultados con respecto a la programación actual utilizada por la empresa para ese mismo problema, se observa que los algoritmos propuestos permiten reducir hasta un 13,9 por ciento la flota de camiones solicitados. Con respecto a la jornada laboral promedio, fue posible disminuirlo hasta en un 12,3 por ciento. Cabe mencionar que los tres algoritmos aplicados proporcionan mejoras, lo que demuestra la importancia de utilizar este tipo de técnicas en el tema aplicado.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1	CAPÍTULO I: “INTRODUCCIÓN”	10
2	CAPÍTULO II: “EL SECTOR FORESTAL CHILENO”	13
2.1	ASPECTOS GENERALES	13
2.1.1	Disponibilidad de Recursos.....	13
2.1.2	Exportaciones Forestales	14
2.1.3	Propiedad Forestal.....	15
2.1.4	Ciclo Forestal	16
2.1.5	Softwares aplicados en la Industria Forestal	18
2.2	TRANSPORTE FORESTAL	18
2.2.1	Características del Transporte Forestal Chileno	18
2.2.2	Evolución en la programación del transporte forestal	19
2.3	ASICAM	20
2.3.1	Proceso de simulación	21
2.3.2	Forma de operar de la Central de Transporte	23
2.3.3	Sistema de Control utilizado en Arauco	23
2.3.4	Dilema del ASICAM	24
2.3.5	El futuro del ASICAM	24
2.4	FUENTE Y DESCRIPCIÓN DE LA INFORMACIÓN	25
2.4.1	Ley del trabajo	26
2.5	DEFINICIÓN DEL PROBLEMA	26
2.6	OBJETIVOS	28
2.6.1	Objetivos Generales	28
2.6.2	Objetivos Específicos	28
2.6.3	Alcances.....	28
3	CAPÍTULO III: “ESTUDIO TEÓRICO”	29

3.1	COMPUTACIÓN EVOLUTIVA.....	29
3.1.1	Base Histórica	29
3.2	ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	31
3.2.1	Conceptos Generales.....	34
3.2.1.1	Analogía Biológica.....	34
3.2.1.2	Representación de individuos.....	35
3.2.1.3	Operadores de reproducción.....	36
3.2.1.4	Subprocesos de los Operadores Genéticos.....	37
3.2.1.5	Selección	37
3.2.1.6	Elitismo.....	39
3.2.1.7	Convergencia y diversidad	39
3.3	PRINCIPALES PARADIGMAS DE ALGORITMOS EVOLUTIVOS.....	40
3.3.1	Estrategias Evolutivas	40
3.3.2	Programación Evolutiva.....	41
3.3.3	Algoritmos Genéticos	42
3.4	OPTIMIZACIÓN MULTICRITERIO	43
3.4.1	Crítica al paradigma decisional tradicional.....	43
3.4.2	Tasas de intercambio entre criterios decisionales.	44
3.4.3	Enfoques Multicriterio.....	45
3.4.4	Problema de Optimización Multiobjetivo (POM)	45
3.4.5	Optimalidad Paretiana.....	47
3.4.6	Frente de Pareto.....	48
3.5	ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTIOBJETIVO	50
3.5.1	Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (SPEA)	52
3.5.2	Algoritmos Meméticos (AM)	53
3.5.3	Búsqueda Local Genética Multiobjetivo (MOGLS).....	54
4	CAPÍTULO IV: “MODELAMIENTO DEL PROBLEMA MULTIOBJETIVO”	56
4.1	EL PROBLEMA DE REPROGRAMACIÓN DE CAMIONES	57
4.2	INFORMACIÓN DE ENTRADA.....	58
4.2.1	Procesamiento de la Información.....	59

4.3	MODELO DE SIMULACIÓN.....	64
4.3.1	Interpretación de un Cromosoma	64
4.3.2	Generación de la Población Inicial.....	65
4.3.3	Cálculo de Aptitud	65
4.3.4	Penalización.....	66
4.3.5	Obtención de Soluciones No-Dominadas	68
4.4	EJECUCIÓN	69
4.4.1	Parámetros	69
4.5	ANÁLISIS EXPERIMENTAL	70
4.5.1	Resultados Obtenidos por los Algoritmos	71
4.5.1.1	Resultados No dominados de SPEA	72
4.5.1.2	Resultados No dominados de MEMÉTICO	73
4.5.1.3	Resultados No dominados de MOGLS.....	74
4.5.2	Óptimos Generales	75
4.6	ANÁLISIS COMPARATIVO	75
4.6.1	Calidad de la Frontera de Pareto	76
4.6.2	Número de Soluciones No Dominadas Factibles	77
4.6.3	Tiempos de Ejecución	77
5	CAPÍTULO V: “CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES”	79
	Conclusiones	79
	Recomendaciones	81
6	BIBIOGRAFÍA Y REFERENCIAS	83
7	ANEXOS	

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1: <i>Uso del Suelo en Chile</i>	13
Figura 2.2: <i>Ciclo Forestal</i>	17
Figura 2.3: <i>Modelo de Simulación</i>	22
Figura 2.4: <i>Zona Geográfica VIII Región</i>	25
Figura 2.5: <i>Ilustración de problema real</i>	27
Figura 3.1: <i>Procedimiento de un Algoritmo Evolutivo</i>	33
Figura 3.2: <i>Cromosoma binario a) y uno real b)</i>	35
Figura 3.3: <i>Cromosoma binario constituido por tres genes</i>	35
Figura 3.4: <i>Decodificación del genotipo al fenotipo</i>	35
Figura 3.5: <i>Cruza de 2 puntos</i>	36
Figura 3.6: <i>Un ejemplo de mutación</i>	36
Figura 3.7: <i>Un ejemplo de Reordenamiento</i>	37
Figura 3.8: <i>Conjunto factible S del conjunto óptimo de Pareto en el espacio de las variables de decisión (izquierda), y de sus imágenes en el espacio de funciones objetivo (derecha)</i>	49
Figura 3.9: <i>Esquema de un procedimiento de optimización multiobjetivo ideal</i>	50
Figura 3.10: <i>Métodos para la resolución de problemas con múltiples objetivos</i>	51
Figura 4.1: <i>Representación de la restricción del problema</i>	57
Figura 4.2: <i>Esquema explicativo del procesamiento de la información</i>	59
Figura 4.3: <i>Representación de un cromosoma</i>	64
Figura 4.4: <i>Procedimiento de obtención de las soluciones no dominadas</i>	72

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 3.1: Pseudocódigo del algoritmo EE	41
Cuadro 3.2: Pseudocódigo del algoritmo PE	42
Cuadro 3.3: Pseudocódigo del algoritmo AG	42
Cuadro 3.4: Pseudocódigo del algoritmo SPEA.....	52
Cuadro 3.5: Pseudocódigo del algoritmo Memético	54
Cuadro 3.6: Pseudocódigo del algoritmo MOGLS.....	55
Cuadro 4.1: Ordenamiento de Viajes.....	61
Cuadro 4.2: Ejemplo de Asignación entregada por el cromosoma.	65

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 3.1: Analogía Biológica	34
Tabla 4.1: Extracto de Matriz Tiempo-Vacio.....	60
Tabla 4.2: Extracto de Matriz Viaje-Vacio	61
Tabla 4.3: Extracto de Matriz Tiempo-Disponible	62
Tabla 4.4: Extracto de Matriz Factibilidad-Tiempo	63
Tabla 4.5: Representación de la penalización FO2	67
Tabla 4.6: Representación de la penalización FO1	68
Tabla 4.7: Parámetros que entregaron buenos resultados.....	71
Tabla 4.8: Resultados no dominados SPEA	72
Tabla 4.9: Resultados no dominados MEMÉTICO	73
Tabla 4.10: Resultados no dominados MOGLS	74
Tabla 4.11: Número Promedio de Soluciones No-Dominadas.....	77
Tabla 4.12: Tiempos de ejecución de los algoritmos.....	78

INDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 2.1: Exportaciones Forestales 2006 según país y continente	14
Gráfico 2.2: Exportaciones Forestales Chilenas Enero- Mayo 2007.....	15
Gráfico 2.3: Evolución de las Exportaciones Forestales Chilenas	15
Gráfico 4.1: Frontera de Pareto de SPEA.....	73
Gráfico 4.2: Frontera de Pareto de MEMÉTICO	74
Gráfico 4.3: Frontera de Pareto de MOGLS	74
Gráfico 4.4: Óptimos generales	75
Gráfico 4.5: Fronteras de Pareto de SPEA, MEMÉTICO, MOGLS y ASICAM.....	76

ÍNDICE DE ANEXOS

- 7.1 **ANEXO A:** ANTECEDENTES FORESTALES.
- 7.2 **ANEXO B:** ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI OBJETIVOS
- 7.3 **ANEXO C:** INFORMACIÓN DE ENTRADA
- 7.4 **ANEXO D:** RESULTADOS
- 7.5 **ANEXO E:** TUTORIAL PARA LA EJECUCION DEL LOS PROGRAMAS

1 CAPÍTULO I: “INTRODUCCIÓN”.

El sector forestal chileno ha experimentado en los últimos 30 años un vertiginoso proceso de desarrollo, generando más y mejores empleos y fortaleciendo la dinámica económica del país, convirtiéndose en el segundo sector exportador después de la minería. La octava región es una de las principales protagonistas de este cambio, razón por la cual es catalogada la capital forestal de Chile. Las exportaciones forestales en la Región del Bío-Bío alcanzaron el año 2006 a US\$ 3077.84 millones, correspondiente a un 79 por ciento del total embarcado [1]. Los principales productos exportados de la silvicultura incluyen madera aserrada, celulosa y papel.

En Chile, la industria forestal es completamente privada, constituida principalmente por dos grandes firmas; Arauco y Mininco (CMPC), las que poseen aproximadamente la mitad de las plantaciones del país y que verticalmente integran plantas de celulosa, aserraderos y papeleras.

El valor de los productos forestales se incrementa con las diferentes actividades que se suceden en el ciclo forestal. Los costos medios de producción, desde el bosque a planta, se dividen aproximadamente en: el 30 por ciento corresponde a la cosecha, el 42 por ciento para el transporte, el 14 por ciento para la construcción de caminos, el 4 por ciento para la carga, y el 10 por ciento para otros procesos [2]. Bajo este escenario, optimizar el transporte forestal con el objeto de abaratar los costos es, en la actualidad, uno de los mecanismos más eficientes para lograr excelentes ventajas competitivas en el mercado internacional.

A diario en las faenas forestales se deben trasladar grandes volúmenes de madera desde los diferentes orígenes a un conjunto de clientes geográficamente distribuidos: aserraderos, plantas de celulosa, canchas de acopio y puertos. La complejidad está

al decidir que viajes realizará cada camión de modo de cumplir con las demandas diarias, al mínimo costo, respetando las restricciones técnicas y políticas. Es por esto, que Bosques Arauco, el Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de Chile y Fundación Chile han creado un software llamado ASICAM (Asignación de Camiones), que permite optimizar la programación de los camiones.

En las actividades de transporte forestal interactúan tres tipos de empresas: forestal, transporte y carguío. Cada una con sus respectivas funciones e intereses. La empresa mandante (FORESTAL) subcontrata los servicios de transporte y de carguío a empresas externas (EMSEFOR), quienes prestan el servicio, sujeta a la programación diseñada por la empresa mandante. Esta programación es elaborada por ASICAM, la cual contiene la información detallada de los distintos viajes que deben realizar los camiones asignados.

En gran parte de los procesos de toma de decisiones tanto en empresas como en la vida cotidiana se debe lidiar con más de un criterio, situación que no es ajena al transporte forestal. El problema en esta etapa se presenta al asignar camiones, acá las decisiones no sólo deben tomarse en base a minimizar los costos, también surgen otros criterios que igual son importantes para las empresas como son: equidad entre ingresos que perciben las distintas firmas transportistas, disminuir los tiempos de esperas en los centros de carga y descarga, reducir la flota de camiones, acortar la jornada laboral de los choferes. Son estos dos últimos los que se buscarán optimizar en este proyecto de título, de manera de cumplir con un problema multicriterio.

A pesar de lo eficiente que resulta la utilización del software ASICAM, la programación entregada por este puede ser mejorada, en base a los nuevos objetivos que persigue la empresa. Es por este motivo que se hablará del concepto "reoptimizar" (reprogramar), debido que la nueva asignación de camiones se hará en

base a una programación ya elaborada por ASICAM, sin alterar las horas de de los viajes programados.

El problema del ruteo de vehículos (*Vehicle Routing Problem*, VRP) ha sido ampliamente estudiado en la literatura. Mayor información sobre VRP puede ser encontrada en [3]. Existe una gran variedad de abordajes publicados para resolverlos, pero por sus características multicriterio se afrontará mediante algoritmos evolutivos multiobjetivos:

- Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (SPEA)
- Algoritmos Meméticos (MA)
- Búsqueda Local Genética Multiobjetivo (MOGLS)

En definitiva, lo que se pretende realizar es modelar estas tres heurísticas en lenguaje computacional, de manera de evaluar y comparar la eficiencia de cada una de ellas, con respecto a los objetivos planteados. La solución generada por estos algoritmos, dada la naturaleza del problema, no será única sino un conjunto de soluciones (frente de Pareto), que el tomador de decisión tendrá que escoger según las preferencias del momento.

2 CAPÍTULO II: “EL SECTOR FORESTAL CHILENO”.

2.1 ASPECTOS GENERALES

Durante la última década, el sector forestal chileno ha generado aproximadamente el 13 por ciento del total anual de los retornos por exportaciones que realiza el país, constituyéndose en la segunda actividad económica más importante, después de la minería, y la primera basada en un recurso natural renovable. Genera 123.000 empleos sectoriales directos y 315.000 empleos indirectos [4].

2.1.1 Disponibilidad de Recursos

En la actualidad, 33,8 millones de hectáreas son de aptitud forestal, equivalente al 44,6 por ciento de la superficie continental de Chile. De estas, 15,7 millones de hectáreas son bosques, las cuales se dividen en: 13,5 millones de ha de bosque nativo, 2,1 millones de ha de plantaciones forestales y el resto de bosque mixto [5]. Dentro de las plantaciones forestales destaca mayormente Pino radiata (66.7 por ciento) y muy por debajo Eucalyptus (24.6 por ciento) [6].

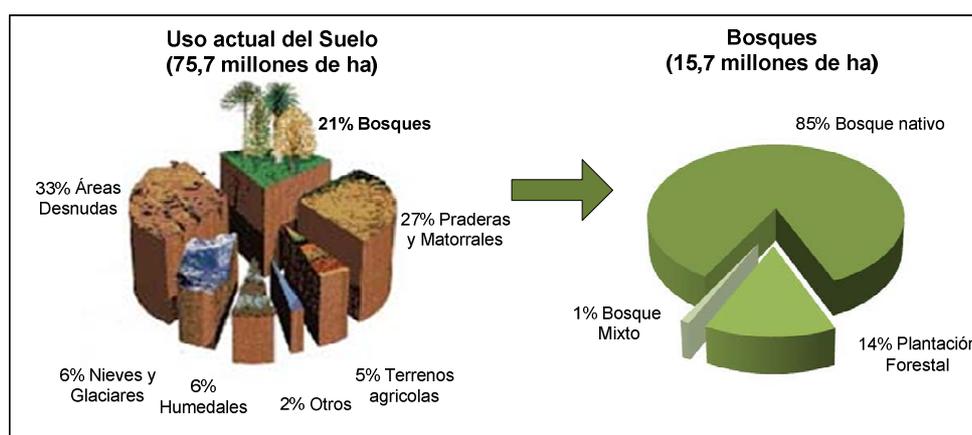


Figura 2.1: Uso del Suelo en Chile [7]

2.1.2 Exportaciones Forestales

El sector forestal chileno ha tenido un incremento casi lineal de sus exportaciones, a excepción de 1998, en que hubo un leve descenso debido a la crisis económica internacional. Los principales destinos son: EEUU con un 17,5 por ciento del total de productos exportados, China con un 15,6 por ciento y México con un 7,9 por ciento [8].

El total de las exportaciones del año 2006 según país y continente fue de US\$3.495,4 millones y se muestra en el siguiente grafico:

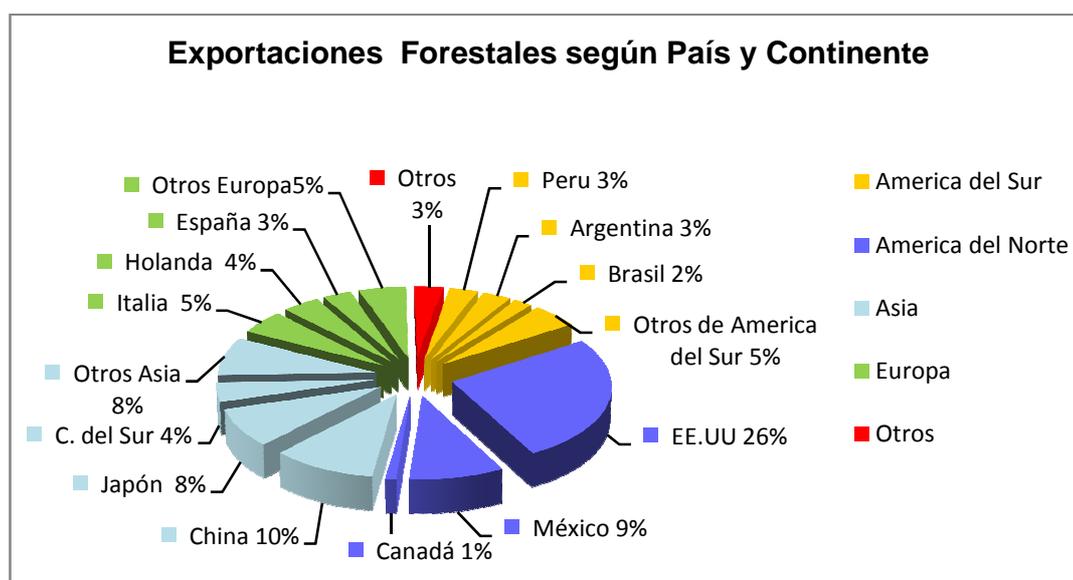


Gráfico 2.1: Exportaciones Forestales 2006 según país y continente [9].

El valor acumulado al primer semestre del año 2007 fue de US\$ 2.367 millones, un 28,9 por ciento superior al registrado en igual período de 2006. Este significativo incremento es consecuencia de un aumento de precios de los productos forestales, particularmente de la pulpa, y de una mayor carga movilizada en los puertos del país, superior en 16,3 por ciento a la embarcada en enero-junio de 2006 [10].

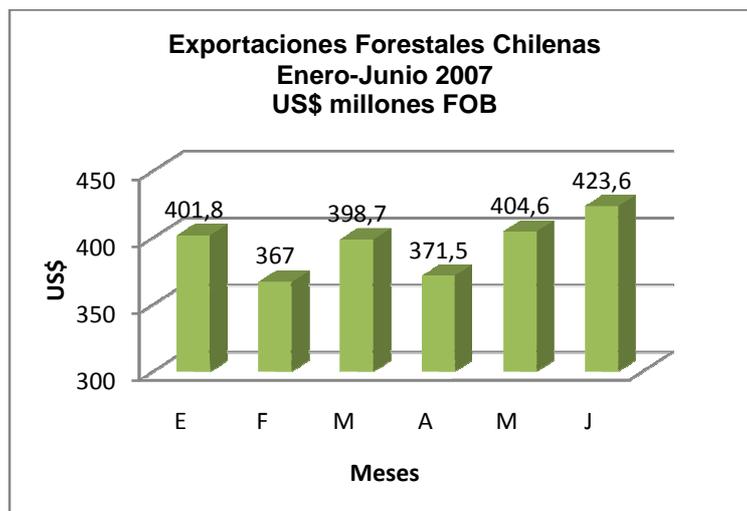


Gráfico 2.2: Exportaciones Forestales Chilenas Enero- Junio 2007 [11].

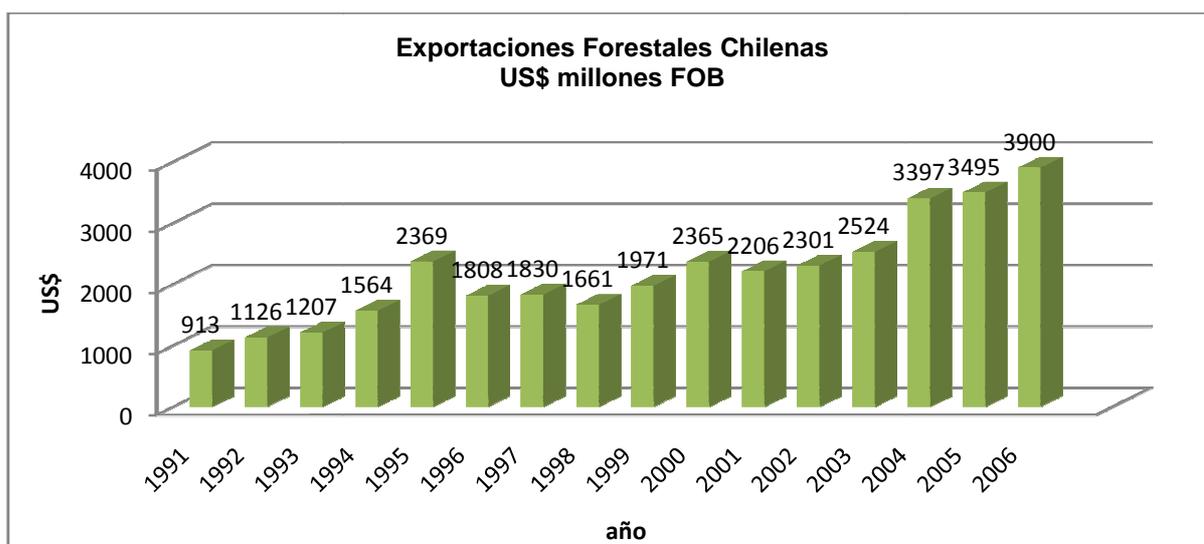


Gráfico 2.3: Evolución de las Exportaciones Forestales Chilenas [12]

2.1.3 Propiedad Forestal

En Chile, la tendencia ha sido concentrar la propiedad de las plantaciones forestales, al punto que actualmente las dos principales empresas (Arauco y CMPC) poseen en conjunto más de 1,05 millones hectáreas en el país (es decir, algo más del 50% de las plantaciones forestales). Ambas empresas han realizado una fuerte inversión en

el área de la celulosa en el último tiempo. Celulosa Arauco S.A. construyó la planta Nueva Aldea (VIII región) con una inversión cercana a los US\$ 1000 millones, mientras que CMPC S.A. acaba de ampliar su planta Santa Fe en Nacimiento, VIII región (US\$ 745 millones) [13].

2.1.4 Ciclo Forestal

Para conocer con mayor detalle el entorno en el cual se inserta la etapa de transporte en la industria forestal, se presenta a continuación una breve descripción de las diferentes actividades que se llevan a cabo en la elaboración de los diferentes productos forestales, y los aspectos logísticos más importantes (ver figura 2.2).

El ciclo forestal se inicia con la formación y producción de plantas en viveros a partir de semillas o de reproducción vegetativa. Las plantas que se obtengan del proceso son trasladadas a un lugar donde se establecerá el bosque mediante la plantación. Una vez establecida la plantación se inicia lo que se denomina Manejo Forestal¹, que consiste en determinadas intervenciones silviculturales que posibilitan la obtención de madera de alto valor para diferentes usos industriales. Las intervenciones habituales son las podas y los raleos [14].

- **Podas:** Consisten en la eliminación parcial de las ramas inferiores de los árboles, y con su aplicación se asegura la obtención de madera libre de nudos, generando un producto de alto valor comercial.

- **Raleos:** Existen dos tipos de raleos, el primero consiste en la extracción de los árboles defectuosos con el fin de asegurar que los árboles remanentes, que se

¹ El manejo forestal se desarrolla solo para el caso del Pino y se realiza una vez que los arboles cumplen 5 años. Para el eucaliptus no se requiere este proceso, debido al uso al que se destina su madera (madera pulpable para la industria de la celulosa)

extraerán en la cosecha, serán los mejores, constituyéndose en árboles sanos, troncos de mayor diámetro y de mejor forma, el segundo es de tipo comercial y permite disminuir la densidad de arboles por hectárea.

Antes de intervenir un bosque es necesario diseñar las redes de caminos y la localización de canchas de acopio en las faenas de extracción, considerando aspectos ambientales, técnicos y de seguridad. Luego, y siguiendo con un orden logístico, viene la fase de Cosecha Forestal, que consiste en la tala de los árboles adultos. Posteriormente esta madera es transportada a los distintos centros de consumo (aserraderos, canchas de acopio, plantas de celulosa, etc.) [15], donde es procesada, para finalmente ser llevada a sus clientes en el mercado nacional y extranjero. Es esta última etapa del ciclo forestal, en donde se inserta el problema de asignación de camiones que se presenta más adelante.



Figura 2.2: Ciclo Forestal [16]

2.1.5 Softwares aplicados en la Industria Forestal

La complejidad de los procesos forestales, son responsable de la utilización cada vez más frecuente de herramientas computacionales como auxilio en el proceso de toma de decisiones.

A fines de la década de los 80, las principales firmas forestales chilenas, han comenzado a poner en práctica modelos desarrollados conjuntamente con académicos de la Universidad de Chile. Estos sistemas apoyan decisiones sobre la programación diaria de camiones (ASICAM), la optimización del diseño de caminos de accesos a los bosques y la localización de canchas de acopio en labores de cosecha (PLANEX) y la planificación de cosecha a corto, mediano y largo plazo (OPTICORT, OPTIMED y MEDFOR). Todos estos sistemas se han hecho con el tiempo cada vez más sofisticados, pero siempre manteniendo su génesis.

2.2 TRANSPORTE FORESTAL

2.2.1 Características del Transporte Forestal Chileno

El transporte terrestre, en particular el de camiones, es el más empleado en el sector forestal, dada su alta versatilidad y variedad de medios para acceder a las operaciones de terreno, centros procesadores y puntos de embarque y desembarque [17]. El transporte forestal representa aproximadamente el 42 por ciento del costo total de producción, sin considerar el transporte marítimo [18].

En Chile, las empresas forestales (Empresas mandantes) subcontratan el servicio de transporte terrestre a diferentes empresas de servicios llamadas EMSEFOR, las que deben movilizar los productos forestales desde los diversos orígenes hacia un conjunto de clientes geográficamente distribuidos, de acuerdo a un programa entregado por las mismas empresas mandantes. Este contiene el itinerario detallado

de trabajo de un día, para cada uno de los camiones solicitados. Respecto a la tarifa, esta es negociada en un proceso de licitación con horizonte de compromiso de tres años normalmente. El indicador de pago se fija según los metros cúbicos de madera transportada ($\$/m^3Km$).

En la actualidad los camiones están prácticamente estandarizados en términos de capacidad y estructura para transportar los diferentes productos forestales, y de acceder a los distintos orígenes.

Las EMSEFOR son muy especializadas en sus clientes, lo que les hace crear un lazo de alta dependencia para con las empresas mandantes. Un 53 por ciento de las firmas posee sólo un cliente y un 41 por ciento tiene diversificada su línea de transporte en dos a tres clientes [19].

2.2.2 Evolución en la programación del transporte forestal

Antiguamente cuando aún no se contaba con ASICAM, la programación se realizaba manualmente utilizando reglas simples, obteniendo una asignación de transporte que tenía una serie de deficiencias que ocasionaban por ejemplo; extensas líneas de esperas tanto en los orígenes como destinos, desigualdad de ingresos entre los transportistas, baja productividad de los camiones y de las grúas, prolongadas jornadas laborales, y roces entre los camioneros y los operadores de grúas por originarse arbitrariedades².

Desde su adopción el sistema ha entregado una asignación de viajes más eficiente, influyendo en la reducción de la flota de camiones y grúas, costos operacionales de transporte, y una mayor fluidez en las operaciones industriales debido a la entrega oportuna de la madera en los diferentes destinos. En la actualidad existen informes

² Las grúas atendían al primer camión que llegaba (según la regla FIFO)

de empresas Chilenas que han puesto en práctica ASICAM, las cuales señalan ahorros entre 15 a 35 por ciento en gastos de transporte [20].

2.3 ASICAM

ASICAM fue diseñado para optimizar la eficiencia de la flota de camión responsable del transporte de productos forestales. El sistema es considerado como el más avanzado en su categoría y ha sido usado por empresas forestales en Chile, Sudáfrica, Venezuela y Brasil.

El objetivo fundamental del software es poder hacer una programación eficiente del transporte de madera en los diferentes centros (Bosques, Aserraderos, Celulosas, canchas de acopio) reduciendo al mínimo los gastos de transporte y respetando las restricciones técnicas, políticas y operacionales de la empresa.

El sistema está fundamentado en dos nociones básicas: un sistema centralizado administrativo que programa y controla todos los viajes (Central de Transporte), y un modelo de simulación manejado por reglas heurísticas que permiten generar tales decisiones. La determinación de un programa de camiones es un problema complejo, existen muchas combinaciones de viajes posibles, que claramente no puede ser solucionado eficientemente en forma manual utilizando un modelo matemático.

El modelo computacional, que es controlado diariamente, utiliza de entrada la siguiente información: los distintos productos a transportar diariamente desde los orígenes, las demandas en los destinos, tiempos de viaje entre cada par origen-destino, flota de camiones y grúas disponibles, con sus respectivos tiempos de carga y descarga, además de restricciones que dependen de cada empresa en particular. Como salidas, el sistema genera un informe detallado diario con la programación de los camiones y grúas, y la estadística básica para evaluar el funcionamiento.

2.3.1 Proceso de simulación

La simulación consiste en replicar la programación que resultaría en la realidad, dado los m^3 de cada producto que se desea mover en un día y los camiones disponibles. Así, la simulación parte por ejemplo, a las 6:30 AM con el primer grupo de camiones que comienza a cargar y que más tarde son enviados a sus respectivos destinos. Como las grúas en los orígenes se ven disponibles otra vez, nuevos camiones entran en el sistema. Después de que los camiones descargan en sus destinos, ellos son asignados a nuevos viajes. El sistema se mueve de esta manera durante el día [21].

Para asignar viajes de un modo coordinado, se escoge un horizonte de tiempo móvil de una hora y un tiempo de asignación de 15 minutos. Ambos tiempos se pueden modificar según las características del usuario. Considerando un tiempo de partida t_0 , el sistema evalúa todos los viajes posibles para todos los camiones que estarán libres antes de la $t_0 + 1$ hora. Sólo aquellos viajes que son asignados por el proceso de simulación durante 15 primeros minutos en realidad son fijados. Entonces los tiempos de partida se desplazan a $t_0 + 15$ minutos y el proceso de asignación de viaje es repetido (ver Figura 2.6). La lógica se basa en definir puntajes para cada opción de viaje que tiene cada camión. Las opciones se presentan una vez que el camión está libre en el destino. Cada opción consiste en un viaje a un origen para cargar un producto y luego transportar éstos a un cierto destino. El horizonte de una hora tiene como propósito disponer de una mejor perspectiva en la determinación de los viajes. Después de cada asignación de 15 minutos se calculan nuevamente los puntajes [22].

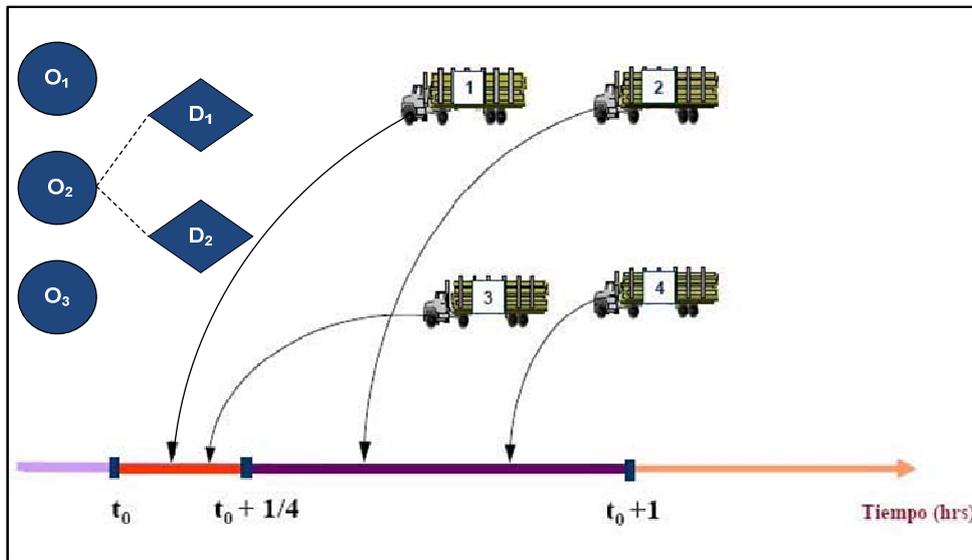


Figura 2.3: Modelo de Simulación [23].

Entre t_0 y $t_0 + 1$, los camiones 1 y 2 llegan al destino D_1 y los camiones 3 y 4 llegan al destino D_2 . En el tiempo $t_0 + 1/4$ las decisiones para los camiones 1 y 3 son realizadas mientras las decisiones para los camiones 2 y 4 son liberadas. El tiempo de simulación es incrementado en 15 minutos y el proceso entonces es repetido en $t_0 + 15'$. Una decisión consiste en un viaje descargado a un origen y un viaje cargado a un destino. Por ejemplo, una decisión para el camión 1 podría cargar en el origen O_2 y descargar en el destino D_2 .

Para evaluar la conveniencia de cada viaje, se define un puntaje que considera costo total verdadero (tiempos de viajes a origen descargado, a destino descargado, mas tiempos de espera, carga y descarga) más una pena por congestión.

$$\text{Puntaje} = \text{Costo Total} + \text{Pena por Congestión}$$

La pena por congestión en los orígenes es una estimación heurística que depende:

- de los camiones que pueden cargar al mismo tiempo en un origen dado
- de los viajes alternativos disponibles para aquellos camiones
- y de la probabilidad de seleccionar un viaje conflictivo.

Este Puntaje, solo rige en el modelo original, hoy en día ASICAM permite incorporar sus propios índices según los intereses de cada empresa.

2.3.2 Forma de operar de la Central de Transporte

La solicitud de carga de los distintos orígenes son enviadas a la central de transporte a una determinada hora de cierre, normalmente a las 10:00 AM, esto corresponde al volumen de madera que requieren ser despachada al día siguiente. Luego el programador incorpora toda la información al sistema ASICAM y obtiene la programación, aproximadamente en un tiempo de cuatro a cinco horas. Existen ciertos viajes que requieren ser programados manualmente debido a su urgencia o lejanía en sus destinos. Estos son incorporados al programa final, el cual después de ciertos ajustes es enviado alrededor de la 19:00 Hrs. a los transportistas, orígenes y destinos.

2.3.3 Sistema de Control utilizado en Arauco

Para mantener un control de la programación efectuada el día anterior, Arauco (empresa mandante) utiliza un sistema llamado SISCO, el cual funciona mediante intranet. Éste se alimenta a medida que se da cumplimiento al programa. Los funcionarios de los centros, tanto orígenes como destinos, ingresan la información solicitada por el sistema como por ejemplo: hora de presentación, de carga (o descarga) y de salida del camión, volumen y tipo de producto cargado (o descargado). De esta forma se tiene una inspección continua del nivel de

cumplimiento del programa establecido, permitiendo tomar acciones correctivas en caso de errores en el proceso o efectuar posibles sanciones producto de incumplimiento por parte del transportista.

2.3.4 Dilema del ASICAM

Si bien la programación de camiones entregada por ASICAM es bastante aceptable, no se puede afirmar que sea la óptima (Global). La heurística con la cual trabaja el modelo es de tipo greedy (golosa). Esto significa que al ir asignando camiones elige en cada iteración lo que “le parece mejor” sin mirar más allá (decisiones irreversibles), pudiendo caer en algunos casos en óptimos locales.

2.3.5 El futuro del ASICAM

Las modificaciones urgentes efectuadas al programa producto de contratiempos ocurridos en los orígenes, viajes o en los destinos, no son realimentadas al sistema, ocasionando que la programación del ASICAM pase a ser sólo una referencia. Es por esta razón que los desafíos en la actualidad apuntan a obtener un sistema de programación dinámico (en tiempo real) que permita ir asignando viajes una vez que el camión este liberado, es decir entregar al chofer su nueva ruta a medida que finalice un despacho. Este cambio va acompañado de nuevas tecnologías que deberán estar integradas al sistema de modo de mejorar y apoyar las decisiones operacionales. Entre estas están: sistemas computacionales en línea, pórticos inalámbricos (sensores que captan el numero de patente), sistemas de posición geográfica (SIG) y global (GPS), red inalámbrica móvil WiseMove (inteligencia inalámbrica), y amplias bases de datos.

2.4 FUENTE Y DESCRIPCION DE LA INFORMACIÓN

La información con la que se ha desarrollado el estudio pertenece a la Forestal Arauco. Ésta consiste en programas de transporte desarrollados por ASICAM del mes de febrero, además de información estadística correspondiente a dicho mes.

En particular éste estudio comprende sólo el transporte de productos forestales terminados desde orígenes (aserraderos, plantas celulosas y canchas de trozados) hacia destinos finales (clientes nacionales y puertos). Las zonas geográficas en las cuales se mueven los camiones se pueden clasificar a grandes rasgos en tres orígenes: ruta 160, Itata y Cholguan, y cinco destinos: Escuadrón, Nueva Aldea, Complejo Horcones Arauco, Coronel y Talcahuano. Los camiones que la empresa subcontrata para estas áreas son de turnos de 12 y de 24 horas.



Figura 2.4: Zona Geográfica VIII Región [24].

2.4.1 Ley del trabajo

Es lógico pensar que la extensión de la jornada laboral de un chofer dependa directamente de su empresa transportista, sin embargo la empresa mandante tiene una responsabilidad ineludible, que exige a sus empleados contratistas cumplir con la legislación laboral vigente. A continuación se presenta una explicación de un extracto del código del trabajo de modo de interiorizarse en esta materia: “En ningún caso los choferes de vehículos de carga terrestre interurbana podrán manejar más de cinco horas continuas, después de las cuales deberá tener un descanso cuya duración mínima será de dos horas. Además deberán tener un descanso mínimo ininterrumpido de ocho horas dentro de cada veinticuatro horas” [25].

2.5 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

La idea por una parte, es reducir el número de camiones que entrega el programa ASICAM, esto se logra reprogramando los camiones de tal manera que puedan realizar la mayor cantidad de despachos en el día (maximizando su productividad), de esta forma se permite liberar otros camiones. Por otra parte se busca que la programación entregue jornadas laborales más racionales para los choferes de manera de cumplir con las leyes vigentes en materia de transporte. Estos dos escenarios dan origen los objetivos del problema.

La programación de ASICAM define una ventana de tiempo a todos sus despachos, esta ventana corresponde al intervalo de tiempo que existe entre la hora de presentación a un determinado origen para cargar los productos demandados por un cliente y la hora de llegada a su correspondiente destino para descargarlos. Bajo el enfoque de reprogramación (o reoptimización), estas ventanas se consideran fijas en el tiempo, es decir los trabajos (viajes) deben ser cumplidos en las horas estipuladas en el programa ASICAM.

El problema de reprogramación se puede interpretar como un problema de secuenciamiento de “n” trabajos sobre “m” máquinas paralelas idénticas con tiempos de preparación o setup dependientes. Las ventanas de tiempo representan los trabajos y las maquinas los camiones (ver figura 2.8). La idea es ir moviendo los trabajos entre los distintos camiones de manera de ir mejorando los objetivos que se buscan. Por ejemplo el trabajo F puede ser asignado al camión 1, esto solo es factible si el tiempo entre la hora de término del trabajo A y la hora de presentación del trabajo F, es mayor o igual al tiempo de desplazamiento entre estos dos trabajos (recaltar que cada trabajo tiene una distribución geográfica). El mismo análisis ocurre con los trabajos E y G. Si los tres trabajos antes mencionados (E, F y G) son factibles de realizar se logra mejorar uno de los objetivos establecidos (minimizar el N° de camiones) debido a que el camión 3 queda libre de trabajo. Por otro lado, al eliminar el camión 3 y aumentar la jornada laboral del camión 4 (se le asignó el trabajo E), se provoca un aumento en el segundo objetivo (reducir la jornada laboral promedio) con respecto a la situación anterior.

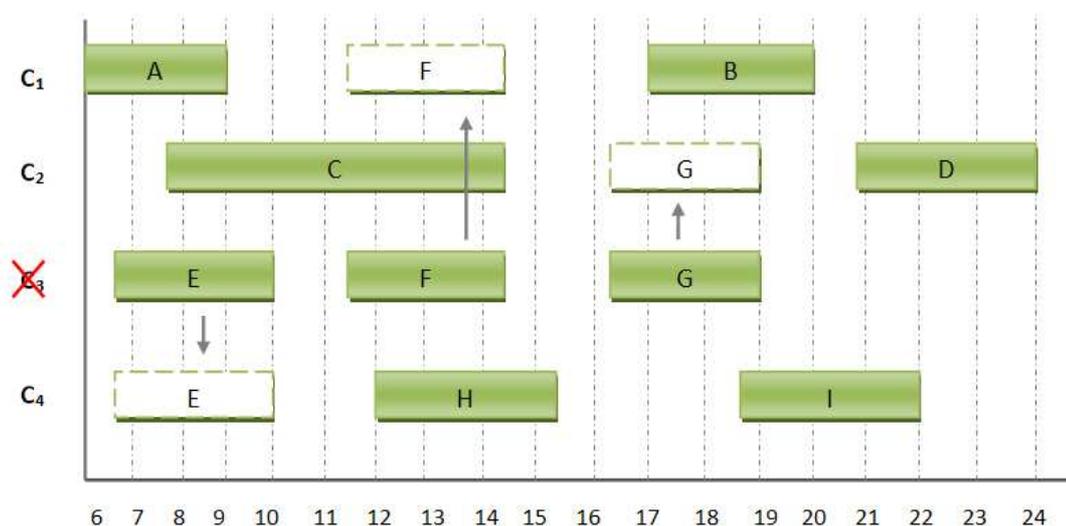


Figura 2.5: Ilustración de problema real [elaboración propia].

La Figura 2.5 es una pequeña ilustración del problema real, que permite visualizar de mejor forma el cómo se aborda el análisis. El eje de las ordenadas simboliza el N°

camiones y el de las abscisas el tiempo. El trabajo A tiene como hora de termino (presentación en el destino) las 9 AM y el trabajo F tiene como hora de inicio (presentación en el origen) las 11:30 AM.

2.6 OBJETIVOS

2.6.1 Objetivos Generales

Reprogramar la asignación de camiones para el despacho de productos forestales bajo un enfoque multiobjetivo, minimizando el número de camiones y reduciendo la jornada laboral promedio (mejorar bienestar del trabajador).

2.6.2 Objetivos Específicos

- Evaluar diferentes técnicas de optimización multiobjetivo para dar solución al problema, dado los objetivos que busca la empresa.
- Modelar las heurísticas en un lenguaje computacional.
- Comparar la eficiencia de las diferentes Heurísticas utilizadas.

2.6.3 Alcances

Dada una situación inicial (programa de un día de trabajo para una empresa de transporte) se evaluarán los cambios que resulten en los objetivos planteados, al utilizar las diferentes heurísticas en la reprogramación de camiones, exponiendo los resultados obtenidos. Para ello se modelarán estos algoritmos en lenguaje computacional C++.

No se diseñara una fase de interconexión entre los software ASICAM y las Heurísticas de programación.

3 CAPÍTULO III: “ESTUDIO TEORICO”.

3.1 COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

La computación evolutiva es un conjunto de técnicas que basan su funcionamiento en modelar procesos evolutivos fundamentados en la supervivencia de los individuos más aptos en una población. Son utilizados con frecuencia en problemas de aprendizaje, búsqueda y optimización a través de modelos computacionales donde la complejidad y la dimensionalidad son considerables.

3.1.1 Base Histórica

Contrario a lo que muchos creen, las ideas evolucionistas que hicieron popular a Charles Darwin no se originaron con él, sino que estuvieron presentes en las mentes de una serie de científicos y pensadores que no se sentían satisfechos con la entonces popular idea de que había un Dios originador de todas las especies del planeta, las cuales habían sido creadas de forma separada y de que las especies estaban jerarquizadas por Dios, de tal manera que el hombre ocupaba el rango superior, al lado del Creador (Creacionismo). Este descontento, dio lugar al desarrollo de los principios que fundamentan la computación evolutiva [26].

Dadas las contribuciones de los investigadores, se comenzó a ver el proceso de evolución de las especies como un proceso de aprendizaje que podía ser utilizado para resolver problemas de ingeniería. De este modo se crearon algoritmos que resuelven problemas de búsqueda y optimización guiados por el principio de la “supervivencia del más apto” que postulara *Charles Darwin* en el año 1858 en su famosa y controversial teoría de la evolución de las especies. Dichos algoritmos son

denominados, algoritmos evolutivos y su estudio conforma la computación evolutiva [27].

Charles Darwin en su teoría argumenta que los individuos con características favorables tendrán más probabilidad de ser preservados dentro de su lucha por la vida. Además, estos individuos, por medio del *principio de herencia*, transmitirán estas características a su descendencia. A este principio de preservación lo llamó *selección natural* y se pueden resumir en las siguientes cuatro proposiciones [28]:

1. En cualquier generación, no todos los individuos de una especie logran reproducirse.
2. Los miembros de la especie no son idénticos; tienen variaciones individuales.
3. La mayoría de las variaciones son heredadas y transmitidas de los padres a los descendientes.
4. El éxito reproductivo no es aleatorio. Está asociado con las características heredadas; algunas de ellas son más benéficas que otras en situaciones particulares.

La teoría postulada por Darwin presentaba deficiencias en cuanto a que no explicaba el funcionamiento de la herencia, mas tarde esos mecanismos serian explicados por Weismann y Mendel.

El científico alemán August Weismann formuló la teoría del germoplasma, según la cual la información hereditaria se transmite a través de ciertas células (llamadas germinales), mientras que otras células (llamadas somáticas) no pueden transmitir nada, en tanto que el monje austriaco Johann Gregor Mendel realizó una serie de experimentos con chicharos durante una buena parte de su vida, enunciando a partir de ellos las leyes básicas que gobiernan la herencia.

La fusión entre la teoría de la evolución de Darwin, y las siguientes teorías de seleccionismo de Weismann y la genética de Mendel, se conocen como el paradigma del *Neodarwinismo*.

El *Neodarwinismo* establece que la historia de la gran mayoría de la vida de nuestro planeta puede ser explicada a través de una serie de procesos estadísticos que actúan sobre y dentro de las poblaciones y especies.

El pensamiento evolutivo en torno a la teoría del Neodarwinismo, establece que toda la vida en el planeta, puede ser explicada a través de cuatro procesos:

- **Reproducción:** Mediante este mecanismo se asegura que el material genético se herede de una generación a otra.
- **Mutación:** Se produce cuando ocurre un error en la copia del material genético durante la reproducción. Algunas mutaciones pueden resultar benéficas para los organismos, provocando una mejor adaptación de éste a su medio.
- **Competencia:** Es un proceso natural, en la que los organismos tienen una lucha continua por sobrevivir y heredar su código genético a otra generación.
- **Selección:** Los organismos más aptos, tendrán más oportunidad de sobrevivir y por ende de reproducirse.

3.2 ALGORITMOS EVOLUTIVOS

Los algoritmos evolutivos (AEs) son procedimientos estocásticos de búsqueda y optimización que tienen sus orígenes e inspiración en el mundo biológico. Se caracterizan por imitar procesos adaptativos de los sistemas naturales basandose en la supervivencia del mejor individuo, siendo un individuo una solución potencial del problema que se implementa como una estructura de datos. Trabajan sobre

poblaciones de soluciones que evolucionan de generación en generación mediante operadores genéticos adaptados al problema [29].

Cabe señalar que la utilización de estas técnicas no persiguen una *simulación* de los procesos naturales, sino más bien una *emulación* de dichos procesos. Por lo tanto, un AE será bueno mientras proporcione buenos resultados, independiente de su fidelidad al modelo biológico original. La mayoría de los algoritmos que se derivan de este enfoque son muy simplistas desde un punto de vista biológico, pero lo suficientemente complejos como para proporcionar fuertes y potentes mecanismos de búsqueda [30].

Para poder emular suficientemente el proceso de evolución de un AE se debe disponer de:

1. Una población de posibles soluciones debidamente representadas a través de ***individuos***.
2. Un procedimiento de selección basado en la ***aptitud*** (Fitness) de los individuos.
3. Un procedimiento de ***transformación***, esto es, de construcción de nuevas soluciones a partir de las disponibles actualmente.

Una vez que estos elementos han sido convenientemente especificados se implanta el AE siguiendo el esquema que muestra la figura:



Figura 3.1: Procedimiento de un Algoritmo Evolutivo [31]

Como se ve en la Figura 3.1, el procedimiento estándar que sigue un AE durante su ejecución se rige por los siguientes pasos:

- Genera una población inicial de individuos de forma aleatoria.
- Asigna un valor a cada individuo, generado mediante una función objetivo para el cálculo de la aptitud, con el fin de determinar la proximidad o lejanía de dicha solución con respecto al óptimo.
- Elige los individuos progenitores de acuerdo a su valor de adecuación, mediante algún mecanismo de selección definido para el problema.
- Los individuos progenitores se recombinan o se mutan o ambas para formar los individuos de la nueva generación.
- Estos nuevos individuos se insertan en la población, sustituyendo la anterior población por completo o bien conviviendo con sus progenitores.

Este procedimiento corresponde a una generación, y se repite hasta que se cumpla un cierto criterio de parada.

3.2.1 Conceptos Generales

3.2.1.1 Analogía Biológica

La tabla muestra una analogía biológica de los términos usados en algoritmos evolutivos.

Tabla 3.1: Analogía Biológica [32]

Biología		Computación Evolutiva	
Concepto	Descripción	Concepto	Descripción
Gen	Segmento de ADN que determina una característica particular	Gen	Unidad básica dentro de la conformación de un individuo
Cromosoma	Conjunto de genes	Cromosoma	Cada una de las posibles soluciones al problema a resolver (individuo)
Población	Conjunto de organismos de una misma especie	Población	Conjunto de individuos o posibles soluciones
Reproducción	Procreación de individuos de la misma especie	Reproducción	Operador para obtener nuevos individuos, a partir de la combinación de partes de los individuos padres (agrupa la recombinación y mutación)
Generación	Sucesión de descendientes en línea recta	Generación	Una iteración durante la cual se crea una nueva población de individuos, después de aplicar la reproducción

3.2.1.2 Representación de individuos

Un **cromosoma** es una estructura de datos que representa a un individuo de la población, comúnmente es una cadena binaria, pero también es posible usar una cadena con valores enteros o reales.



Figura 3.2: Cromosoma binario a) y uno real b) [33]

Cada posición es conocida como **gen**, el cual usualmente codifica el valor de un solo parámetro de la solución del problema. El valor que puede tomar cada gen se conoce como **alelo**, los alelos pueden tomar el valor de 0 ó 1. Un **locus** define la posición de un gen dentro del cromosoma.

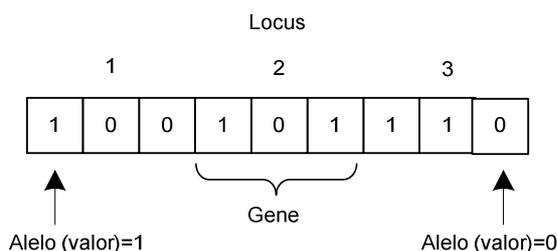


Figura 3.3: Cromosoma binario constituido por tres genes [34]

A la codificación que representan tanto los cromosomas como los genes se denomina **genotipo**. El **fenotipo** consiste en decodificar los valores del cromosoma de manera que puedan sustituirse en la función de aptitud. Así se constituyen dos niveles de representación: genotípico y fenotípico.

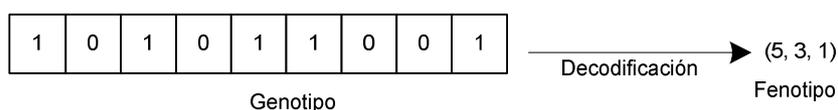


Figura 3.4: Decodificación del genotipo al fenotipo [35]

La **aptitud** (Fitness) de un individuo es un valor que se le asigna mediante una función objetivo y expresa qué tan bueno es un individuo (solución del problema) con respecto a los demás.

3.2.1.3 Operadores de reproducción

Los operadores de reproducción también llamados Operadores Genéticos son aquellos que modifican la manera en que se transmite la información genética de padres a hijos. Se distinguen tres categorías:

1. **Cruza o Recombinación:** Utiliza partes de ambos padres para generar un nuevo individuo. En optimización numérica típicamente se usa cruce: de un punto, de dos puntos, o uniforme.

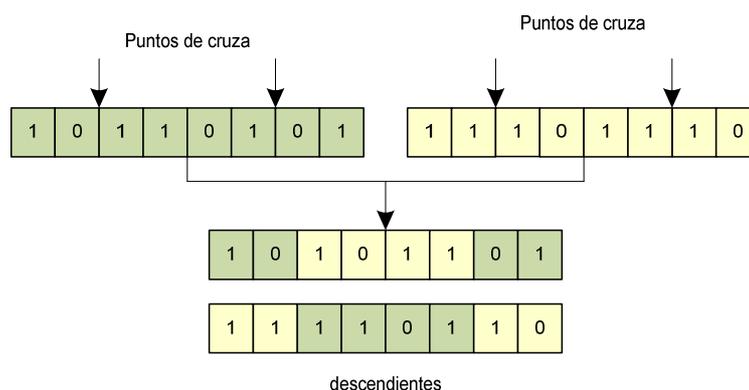


Figura 3.5: Cruza de 2 puntos [36]

2. **Mutación:** Forma un nuevo individuo a partir de modificaciones pequeñas al contenido genético de un solo padre.

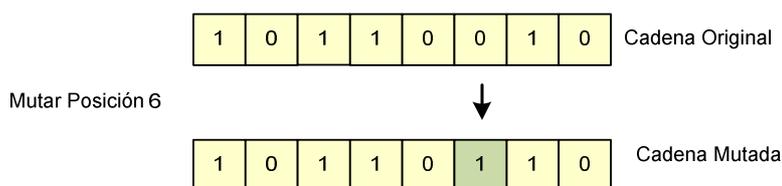


Figura 3.6: Un ejemplo de mutación [37].

- 3. Reordenamiento:** Altera el orden de los genes del cromosoma padre. El más utilizado es la inversión, que consiste en invertir los genes entre dos puntos elegidos al azar.

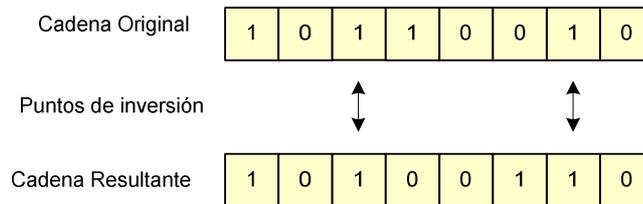


Figura 3.7: Un ejemplo de Reordenamiento [38].

3.2.1.4 Subprocesos de los Operadores Genéticos

Existen dos subprocesos relacionados con los operadores genéticos:

- a) **Explotación:** Consiste en usar la información obtenida anteriormente para decidir qué lugar del espacio de búsqueda es conveniente utilizar a continuación. El operador de cruce permite explotar una zona prometedora del espacio de búsqueda del problema. Con ello se pueden encontrar óptimos locales en ese lugar.
- b) **Exploración:** Consiste en encontrar zonas prometedoras del espacio de búsqueda e impedir el quedar atrapado en óptimos locales. La mutación permite dar saltos significativos en el espacio para lograr este cometido.

3.2.1.5 Selección

La selección de los individuos es una parte fundamental en el funcionamiento de un algoritmo evolutivo, es la que guía la búsqueda hacia una solución buena. Las técnicas de selección usadas pueden clasificarse en tres grandes grupos:

Selección proporcional: Significa que la probabilidad de un individuo de ser seleccionado, estará en función de su aptitud. Ejemplos:

1. **Ruleta:** A cada individuo se le asigna una porción de la ruleta proporcional a su aptitud de forma que al girarla, los individuos con mayor proporción tienen mayor probabilidad de ser seleccionados. Debido a la naturaleza probabilística, este esquema permite que individuos menos aptos también puedan ser seleccionados para reproducirse.
2. **Muestreo Determinístico:** Consiste en tomar la parte entera del valor esperado³ de cada individuo para determinar su número de copias en el grupo de padres. Posteriormente, la población es ordenada de acuerdo a las partes fraccionarias. Los individuos que faltan para completar el grupo de padres son tomados de la lista ordenada.
3. **Sobrante Estocástico.** Esta es una técnica similar al muestreo determinístico. Aquí también se usa la parte entera de los valores esperados para determinar el número de copias de un individuo, pero los individuos que resten para completar el grupo de padres se eligen mediante un esquema de selección proporcional utilizando la parte fraccionaria del valor esperado.

Selección Mediante Torneo: Se basa en comparaciones directas de aptitud entre individuos. Existen dos tipos:

1. **Determinística:** Siempre se elige al individuo más apto de la muestra.

³ El valor esperado, $e(x) \in \mathbb{R}$, denota el número de copias de un individuo x , que se esperan tener en el grupo de padres.

2. **Probabilística:** Se aplica la operación $\text{flip}(p)$ ⁴, y si el resultado es cierto, se elige al individuo más apto; en caso contrario, se elige al menos apto.

Selección de Estado Uniforme: Es utilizada en algoritmos genéticos en los que sólo unos cuantos individuos son reemplazados en cada generación.

3.2.1.6 Elitismo

Para asegurar que los miembros de una generación con las aptitudes más altas se preserven, asumiendo que cada individuo tiene un tiempo de vida de una sola generación, se utiliza el **elitismo**. Así, los mejores individuos pasan intactos a la siguiente generación y no entran al proceso de selección.

3.2.1.7 Convergencia y diversidad

Luego de varias generaciones, es posible que el operador de selección conduzca a todos los bits en algunas posiciones a un sólo valor (0 o 1 si se utiliza un código binario). Un gen se dice que ha convergido cuando al menos el 95 por ciento de la población comparte el mismo valor. Una población se dice que convergió cuando todos los genes han convergido.

Una vez que la población converge, la habilidad de un AE para continuar buscando mejores soluciones por cruzamiento desaparece. Cuando los individuos padres poseen cromosomas idénticos, el intercambio no produce ningún efecto y los individuos generados tienen cromosomas iguales al de sus padres. Sólo el operador de mutación permanece para explorar nuevas soluciones. Cuando esto ocurre, la búsqueda llevada a cabo por el algoritmo genético es sólo una búsqueda aleatoria. Idealmente, la convergencia debería ocurrir sólo cuando la solución es alcanzada. Si

⁴ $\text{Flip}(p)$ devuelve cierto con una probabilidad p .

la convergencia ocurre sin que el AE alcance una solución satisfactoria, se dice que el AE ha convergido en forma prematura.

Para prevenir problemas causados por la similaridad genética, se han desarrollado varios métodos. Los métodos de nicho (*niching*), por ejemplo, son técnicas que fomentan la formación y mantenimiento de subpoblaciones estables en AEs. El mantenimiento de la diversidad permite a los AEs buscar muchos picos en paralelo, evitando quedar atrapados en óptimos locales del espacio de búsqueda [39].

3.3 PRINCIPALES PARADIGMAS DE ALGORITMOS EVOLUTIVOS.

Actualmente el enfoque evolutivo incluye tres paradigmas principales: *las estrategias evolutivas, la programación evolutiva y los algoritmos genéticos*. Cada uno de ellos se originó de manera independiente y con distintas motivaciones, pero conjuntamente se les conoce como Algoritmos Evolutivos. Si bien estas técnicas tienen una base en común se distinguen en: el nivel en el cual simulan la evolución, en sus operadores primarios y secundarios, y el nivel de representación en el cual trabajan.

3.3.1 Estrategias Evolutivas

Las Estrategias Evolutivas (EEs) se desarrollaron en 1964 en Alemania con el objeto de resolver problemas de Aerodinámica con alto grado de complejidad [40]. Los investigadores relacionados fueron Ingo Rechenberg, HansPaul Schwefel y Paul Bienert. Estas estrategias trabajan con una abstracción a nivel de los individuos, por lo que sí existe un operador de cruce, sexual (dos padres) o panmítica (más de dos padres). Sin embargo, es un operador secundario. La mutación es el operador primario y se utiliza con valores Gaussianos. Estos valores son los que permiten que las EEs sean autoadaptativas, ya que el valor de mutación varía en el tiempo. El nivel

de operación de las EEs es fenotípico. Su selección es determinística y extintiva (los peores individuos tienen probabilidad cero de sobrevivir).

Estrategias Evolutivas

1	Inicio
2	Generar aleatoriamente una población inicial.
3	Calcular la aptitud de la población inicial.
4	Repetir
5	Seleccionar aleatoriamente a los padres para:
6	Aplicar cruce para crear descendencia.
7	Aplicar mutación a toda la descendencia.
8	Evaluar cada descendiente
9	Seleccionar los mejores individuos de manera determinísticas para la siguiente generación.
10	Hasta que una condición de paro sea satisfecha
11	Fin

Cuadro 3.1: Pseudocódigo del algoritmo EE [41].

3.3.2 Programación Evolutiva

La Programación Evolutiva (PE) fue propuesta inicialmente por Fogel en 1960, donde remarca los nexos hereditarios y de comportamiento entre padres y sus descendientes [42]. Este modelo está basado en la evolución a nivel de las especies, por lo que no utiliza un operador genético de cruce (una especie no puede mezclarse con otra). La selección de individuos que sobreviven a la siguiente generación se realiza de manera probabilística y el operador genético principal es la mutación. Además opera a nivel fenotipo. En la propuesta original de la PE, no se considera la autoadaptación de sus parámetros.

Programación Evolutiva

- 1 Inicio**
 - 2 Generar aleatoriamente una población inicial.
 - 3 Calcular la aptitud de la población inicial.
 - 4 Repetir**
 - 5 Aplicar mutación a toda la población para crear la descendencia.
 - 6 Evaluar cada descendiente
 - 7 Seleccionar mediante torneo (normalmente probabilístico) los individuos que sobrevivirán.
 - 8 Hasta** que una condición de paro sea satisfecha
 - 9 Fin**
-

Cuadro 3.2: Pseudocódigo del algoritmo PE [43].

3.3.3 Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos (AGs) originalmente llamados "Planes Reproductivos" fueron ideados por John H. Holland a inicios de la década de los 60's [44]. Estos algoritmos trabajan a nivel del genotipo y su operador primario es la cruce sexual ya que modela la evolución a nivel de los individuos; su operador secundario es la mutación. La manera de seleccionar individuos es probabilística basada en sus aptitudes. Normalmente no son autoadaptativos.

Algoritmos Genéticos

- 1 Inicio**
 - 2 Generar aleatoriamente una población inicial.
 - 3 Calcular la aptitud de la población inicial.
 - 4 Repetir**
 - 5 Seleccionar un par de padres de manera probabilística con base en aptitud para crear dos descendientes usando cruce.
 - 6 Aplicar mutación a cada descendiente.
 - 7 Evaluar los descendientes mutados.
 - 8 Todos los descendientes estarán en la nueva población y todos los padres son eliminados.
 - 9 Hasta** que una condición de paro sea satisfecha.
 - 10 Fin**
-

Cuadro 3.3: Pseudocódigo del algoritmo AG [45]

3.4 OPTIMIZACIÓN MULTICRITERIO

3.4.1 Crítica al paradigma decisional tradicional

Los procesos de toma de decisiones se han venido analizando tradicionalmente en base a un paradigma que puede esquematizarse de la siguiente forma:

- Se selecciona el criterio bajo el cual se desea decidir la mejor solución.
- Se define el conjunto de restricciones que limitan la solución del problema.

Seguidamente utilizando técnicas matemáticas relativamente sofisticadas (por ejemplo: Simplex cuando la estructura definida por las restricciones, así como la función de criterio son lineales) se procede a buscar entre las soluciones aquella que obtenga un mejor valor del criterio seleccionado, a esto se le denomina solución óptima [46].

Este problema posee una gran solidez desde el punto de vista lógico, sin embargo posee importantes debilidades que lo desvían considerablemente de los procesos reales de toma de decisiones. Dado que en la realidad, los centros decisores no están interesados en buscar la solución con respecto a un único criterio, sino que desean efectuar esta tarea con arreglo a diferentes criterios que reflejen sus preferencias. Así por ejemplo, un inversionista desea maximizar la rentabilidad, y al mismo tiempo busca minimizar el riesgo, lo que implica realizar una negociación entre ambos criterios.

El enfoque Multicriterio utiliza una terminología específica que incluye los siguientes conceptos [47]:

- **Atributos:** Valores del centro decisor relacionadas con una realidad objetiva, usualmente puede ser expresada como una función matemática $f(x)$ de las variables de decisión.
- **Objetivos:** Aspiraciones que indican direcciones de perfeccionamiento de los atributos seleccionados. La mejora puede interpretarse en el sentido más del atributo mejor o bien menos del atributo mejor. El primero corresponde a un proceso de maximización y el segundo a un proceso de minimización.
- **Meta:** Aspiraciones que especifican niveles de deseos de los atributos.
- **Criterio:** Término general que engloba los conceptos de: atributos, objetivos y metas que se consideran relevantes en un problema de decisión.

3.4.2 Tasas de intercambio entre criterios decisionales.

La tasa de intercambio o trade-off entre dos criterios significa la cantidad de logro de un criterio que debe sacrificarse para conseguir a cambio un incremento unitario en el otro criterio. Así si tenemos dos soluciones eficientes x_1 y x_2 , la tasa de intercambio T_{jk} entre los criterios j-ésimo y k-ésimo es igual a:

$$T_{jk} = \frac{f_j(x_1) - f_j(x_2)}{f_k(x_1) - f_k(x_2)}$$

Donde $f_j(x)$ y $f_k(x)$ representan las expresiones matemáticas de los dos atributos que se están considerando.

3.4.3 Enfoques Multicriterio

La diferenciación conceptual entre atributos, objetivos y metas, realizadas anteriormente, permiten efectuar una aproximación metodológica a los diferentes enfoques multicriterio. Así, cuando el centro decisor toma sus decisiones en un contexto de objetivos múltiples, el enfoque multicriterio a considerar es la *programación Multiobjetivo*. Si es en un contexto de metas múltiples, el enfoque multicriterio a considerar es la *programación por metas*. Finalmente, si es en un contexto de atributos, el enfoque multicriterio a considerar es la *teoría de la utilidad con atributos múltiples* [48]. De acuerdo al contexto con que se aborda el problema de esta investigación, el enfoque a utilizar es el de optimización Multiobjetivo.

3.4.4 Problema de Optimización Multiobjetivo (POM)

Se define como el problema de encontrar un vector de variables de decisión que satisfaga ciertas restricciones y optimice una función vectorial cuyos elementos representen las funciones objetivo. Estas funciones forman una descripción matemática de los criterios de desempeño que usualmente están en conflicto entre sí y que se suelen medir en unidades diferentes. Por lo tanto, el término optimizar significa encontrar una solución tal que proporcione valores para todos los objetivos que resulten aceptables para el diseñador en todas las funciones objetivo [49].

La existencia de múltiples funciones objetivo plantea una diferencia fundamental con un problema mono-objetivo: no existirá una única solución, sino un conjunto de soluciones que plantearán diferentes compromisos entre los valores de las funciones a optimizar.

El problema de Optimización Multiobjetivo (POM) general se define formalmente de la siguiente manera:

Encontrar el vector $\vec{X}^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T$ que satisfaga las m restricciones de desigualdad:

$$g_i(\vec{x}) \leq 0 \quad i = 1, \dots, m$$

Las p restricciones de igualdad

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

y optimice la función vectorial

$$\vec{f}(\vec{x}) = [f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \dots, f_k(\vec{x})]^T$$

Cabe señalar que la mayor parte de los problemas de optimización en el mundo real tienen una formulación de este tipo, pero muchos de estos suelen convertirse a mono-objetivo considerando a todos los demás objetivos como restricciones del problema principal.

En los problemas de optimización Multiobjetivo encontramos tres situaciones posibles:

- Minimizar todas las funciones objetivo
- Maximizar todas las funciones objetivo
- Minimizar algunas y maximizar otras.

Por razones de simplicidad, normalmente todas las funciones son convertidas a formas de maximización o minimización. Por ejemplo convertir una función de maximización a minimización:

$$\max f_i(\vec{x}) = -\min (f_i(\vec{x}))$$

Análogamente las restricciones de desigualdad cambian de forma:

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

Puede ser convertida multiplicando por -1 y cambiando de signo la inecuación:

$$-g_i(\vec{x}) \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, m$$

3.4.5 Optimalidad Paretiana

En 1896, el economista italiano Wilfredo Pareto introdujo dentro del marco de la economía del bienestar un concepto de optimalidad que ha recibido su nombre y que puede considerarse crucial en teoría económica. En su formulación inicial, Pareto considera que una colectividad se encuentra en un estado óptimo si ninguna persona de esta colectividad puede mejorar su situación sin que empeore la situación de alguna otra persona de la misma [50].

A continuación se definirán conceptos básicos que tienen relación con los POM.

Conjunto Factible: El conjunto factible S , se define como el conjunto de vectores de decisión \vec{x} que satisfacen las restricciones de desigualdad $g(\vec{x})$ y las restricciones de desigualdad $h(\vec{x})$

$$S = \{\vec{x} \in \bar{X} / g(\vec{x}) \geq 0 \wedge h(\vec{x}) = 0\}$$

Dominancia de Pareto: El término *Dominancia de Pareto* es definido formalmente de la siguiente manera:

Un vector $\vec{u} = (u_1, \dots, u_k)$ domina a otro $\vec{v} = (v_1, \dots, v_k)$, (denotado como $\vec{u} \leq \vec{v}$) si y solo si u es parcialmente menor a v , $\forall i \in \{1, \dots, k\}$, $u_i \leq v_i \wedge \exists i \in \{1, \dots, k\} : u_i < v_i$

En palabras simples, esto es que al tener dos vectores u y v , u domina a v , si todo valor de u es menor o igual a su correspondiente valor en v , y al menos un valor de u es menor que v .

Óptimo de Pareto: Dado un POM $f(\vec{x})$, el conjunto de óptimos de Pareto P^* define como:

$$P^* = \{x \in \Omega / \exists \vec{y}(\vec{x}) \in S / \vec{f}(\vec{y}) \leq \vec{f}(\vec{x})\}$$

En otras palabras podemos decir que un vector de decisión perteneciente al conjunto de soluciones factibles S es un óptimo de Pareto si no existe otro vector perteneciente al mismo conjunto S que lo domine.

3.4.6 Frente de Pareto

Para un problema multiobjetivo, dado $f(\bar{x})$ y un conjunto de óptimos de Pareto P^* , el frente de Pareto (FP) es:

$$FP^* = \{\vec{f} = [f_1(x), \dots, f_k(x)] / x \in P^*\}$$

En palabras esto significa que el Frente de Pareto es el conjunto de Óptimos de Pareto. Un POM no tiene una única solución óptima, sino que un conjunto de “*buenas soluciones*”, que conforman el Frente de Pareto. El frente de Pareto es el contradominio del conjunto de óptimos de Pareto, es decir, son los valores de las funciones objetivo correspondientes a las soluciones que pertenecen al conjunto de Óptimos de Pareto.

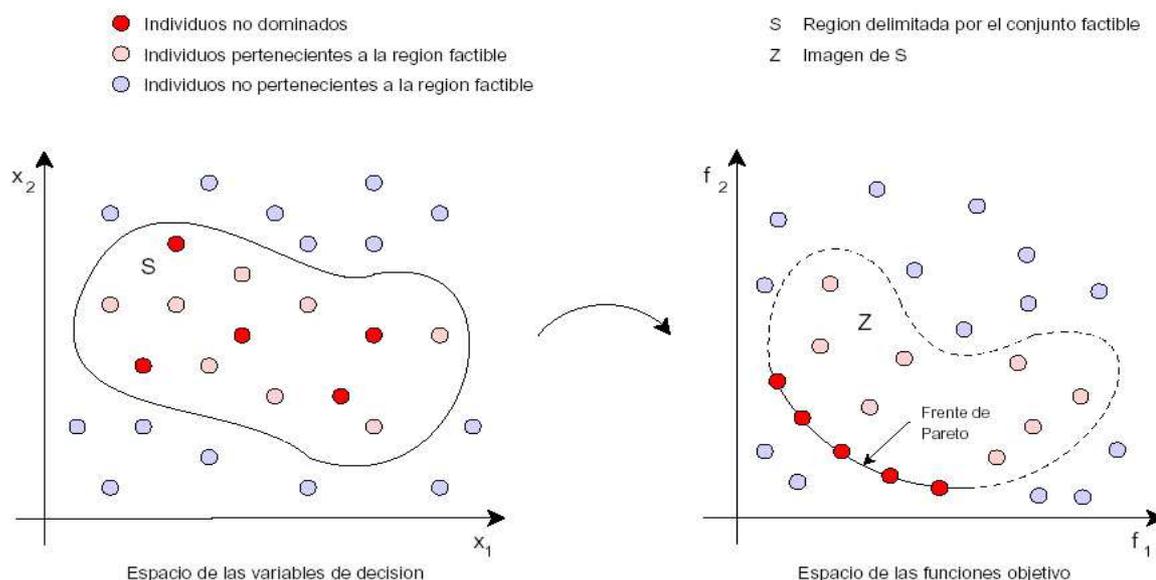


Figura 3.8: Conjunto factible S del conjunto óptimo de Pareto en el espacio de las variables de decisión (izquierda), y de sus imágenes en el espacio de funciones objetivo (derecha) [51].

En general, no es fácil encontrar una expresión analítica de la línea o superficie que representa los valores de los vectores no dominados en el espacio de las funciones objetivo, y en la mayor parte de los casos, resulta simplemente imposible obtenerla.

El procedimiento normal para generar el frente de Pareto es calcular todos los puntos factibles Ω y obtener sus valores correspondientes $f(\Omega)$. Cuando se cuenta con un número suficiente de estos puntos, es posible determinar los no dominados de entre ellos.

A modo de ejemplo se puede observar en la figura 3.9 un esquema ideal de optimización multiobjetivo basado en Pareto, en el que las soluciones obtenidas por un determinado algoritmo se aproximan bastante al frente de Pareto óptimo. En una situación real el tomador de decisiones podrá escoger entre una o más soluciones.

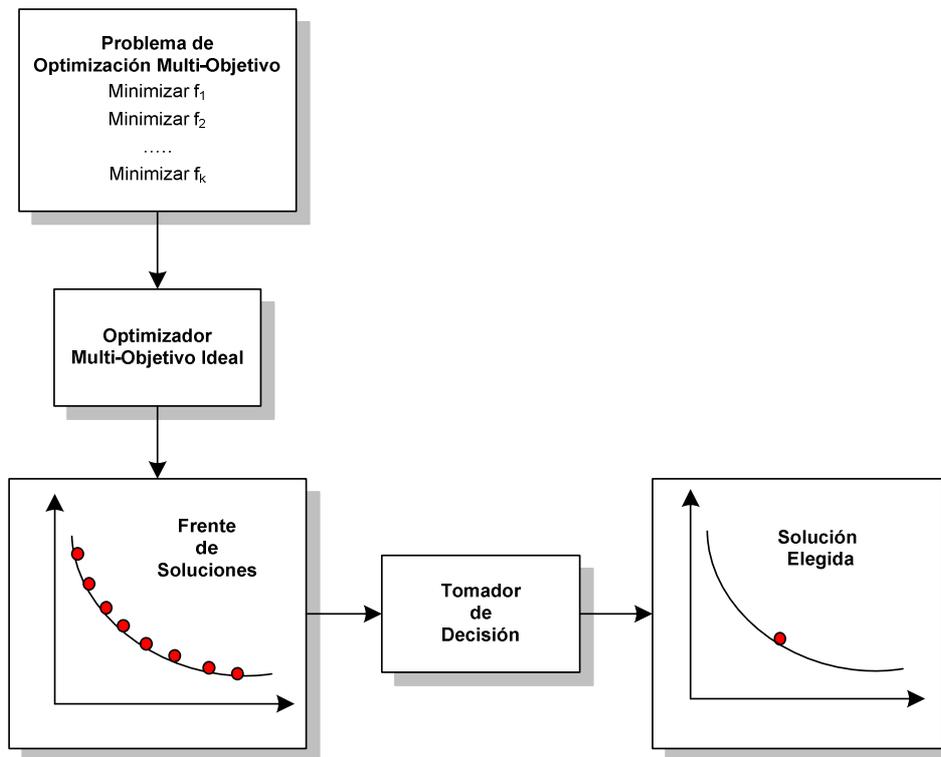


Figura 3.9: Esquema de un procedimiento de optimización multiobjetivo ideal [52].

3.5 ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI OBJETIVO

La falta de métodos determinísticos eficientes y eficaces para la resolución de problemas con objetivos múltiples, motivó la búsqueda de métodos alternativos. El notable éxito obtenido por los algoritmos evolutivos en optimización monoobjetivo y las características propias de los mismos despertaron el interés de los investigadores en utilizarlos en optimización multiobjetivo. En la actualidad, la optimización evolutiva es un área de investigación muy importante tanto para científicos como para ingenieros, no sólo por que la mayor parte de los problemas consideren por naturaleza objetivos múltiples, sino también porque aún quedan por resolver un sin número de interrogantes en esta disciplina [53]. Los diferentes métodos para trabajar con objetivos múltiples utilizando algoritmos evolutivos se pueden clasificar, en forma sencilla, en técnicas de primera y segunda generación. Pertenecen a la primera

generación las propuestas iniciales que no consideran conceptos de Pareto. Así mismo, ésta generación abarca a los primeros algoritmos evolutivos multiobjetivo basados en Pareto que no incluyen mecanismos para la preservación de las buenas soluciones encontradas durante el proceso evolutivo, es decir no consideran elitismo. La segunda generación está caracterizada básicamente por algoritmos basados en Pareto y que incorporan alguna forma de elitismo.

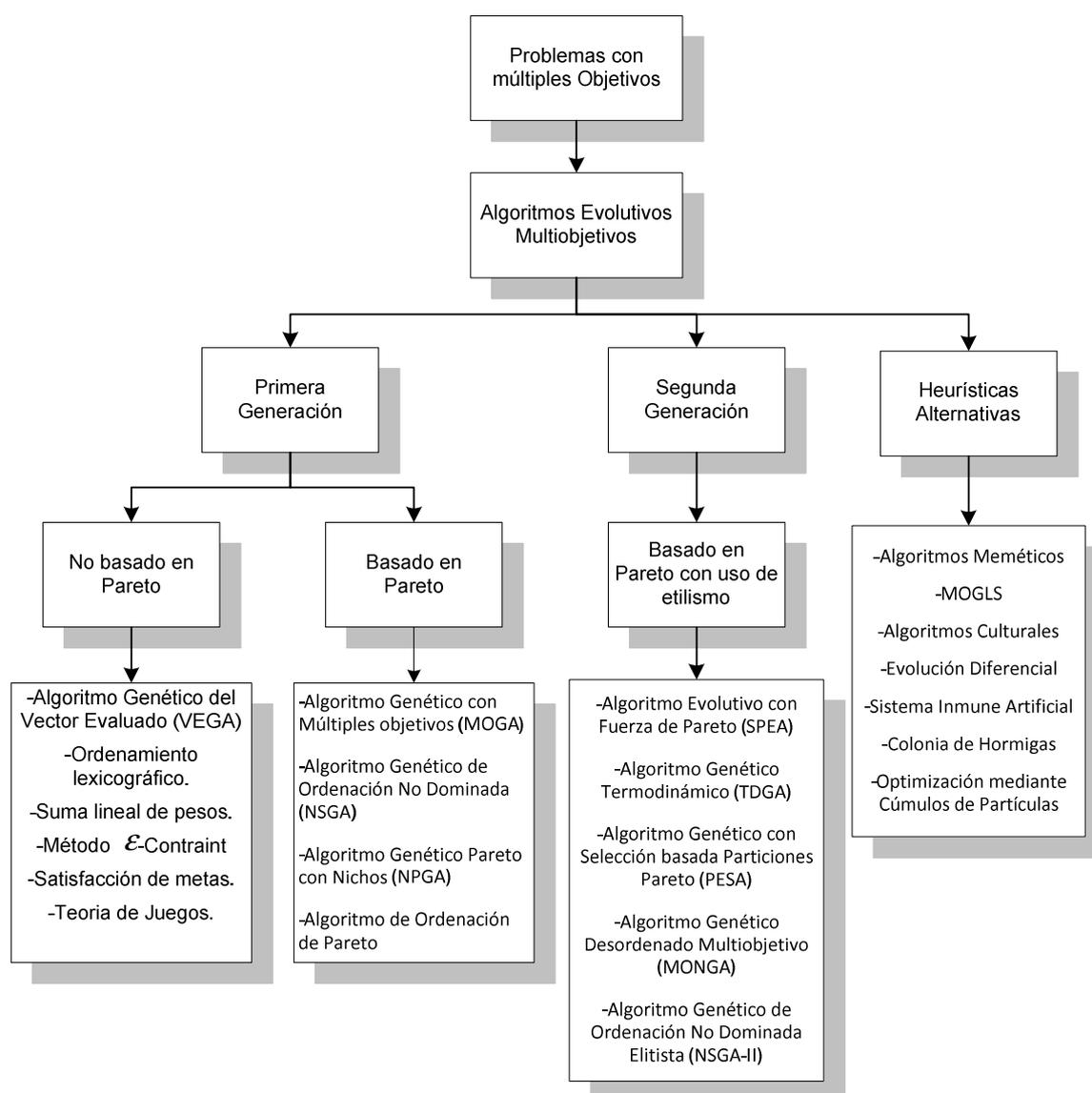


Figura 3.10: Métodos para la resolución de problemas con múltiples objetivos. [Elaboración Propia]

3.5.1 Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (SPEA)

El Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (en inglés Strength Pareto Evolutionary Algorithm, SPEA) fue propuesto por Eckart Zitzler en 1998 [54]. Es una técnica que integra diferentes algoritmos evolutivos multiobjetivo, buscando combinar lo mejor de cada uno de ellos. Este algoritmo utiliza dos poblaciones, incorporando el concepto de elitismo a través del almacenamiento de las soluciones no dominadas en una población externa, la cual participa del procedimiento de selección. Además, el cálculo del valor de aptitud se realiza utilizando un procedimiento basado en la asignación de un valor de fuerza (*strength*) a todos los elementos de la población externa. Este procedimiento induce la formación de nichos a partir del concepto de dominancia de Pareto, llamado *niching* por *strength*. Puesto que el conjunto de soluciones en la población externa puede ser grande y ésta interviene en el proceso evolutivo, también se utiliza un procedimiento de *clustering* para reducir el número de soluciones en dicho conjunto [55]. El algoritmo básico de SPEA se muestra en el siguiente cuadro y su respectivo esquema en ANEXO B.

SPEA

-
- Paso 1** Generar una población inicial y crear el conjunto no dominado externo $P^* = \emptyset$.
- Paso 2** Copiar los miembros no dominados de P a P^* .
- Paso 3** Eliminar las soluciones en P^* cubiertas por cualquier otro miembro de P^* .
- Paso 4** Si el número de soluciones en el almacenamiento externo excede un máximo N' , reducir P^* por medio de *clustering*.
- Paso 5** Calcular la aptitud de cada individuo en P , así como en P^* .
- Paso 6** Seleccionar individuos de $P(t) + P^*(t)$ (unión multiconjunto), hasta que el pool de apareamiento $P(t+1)$ se llene.
- Paso 7** Aplicar los operadores de mutación y cruzamiento específicos del problema como es usual.
- Paso 8** $t = t + 1$
- Paso 9** Si se alcanza el máximo número de generaciones parar, sino ir al Paso 2.
-

Cuadro 3.4: Pseudocódigo del algoritmo SPEA [56].

3.5.2 Algoritmos Meméticos (AM)

Los algoritmos meméticos (AM) (en inglés Memetic Algorithms, MA), son técnicas de optimización que combinan sinérgicamente conceptos tomados de otras metaheurísticas, tales como la búsqueda basada en poblaciones (como en los algoritmos evolutivos), y la mejora local (como en las técnicas de seguimiento del gradiente). El concepto de algoritmo memético fue introducido por Pablo Moscato en 1989 [57]. La denominación 'memético' surge del término inglés 'meme', acuñado por Richard Dawkins como el análogo del *gen* en el contexto de la evolución cultural [58].

La base filosófica de los algoritmos meméticos radica en la idea de que un individuo, es capaz de transformar información cultural, es decir, aprendida durante su existencia, a un formato genético que le permita traspasar esta información a las generaciones siguientes por la vía biológica. Es posible hacer una analogía en la cual el algoritmo genético representa el proceso evolutivo de los individuos y la búsqueda local se asocia a elementos culturales a los cuales cada individuo puede verse sometido. Es así como un cromosoma antes de pasar a la generación siguiente, puede tomar una forma diferente cuando se le incorpora información aprendida durante su existencia y puede traspasar a sus descendientes la información por la vía genética.

En esta oportunidad se utiliza una variante de los algoritmos meméticos tradicionales, éste combina la evolución genética con búsqueda local, pero con la diferencia del uso de poblaciones independientes para cada objetivo, además de un mecanismo para buscar soluciones de mejor compromiso (tradeoff) en el cual se utiliza búsqueda local restringida mediante un parámetro de compromiso o empeoramiento. Este parámetro determinado por el usuario define el empeoramiento máximo permitido para un objetivo cuando se realiza mejoramiento local en dirección

de otro objetivo [59 La descripción general del algoritmo se muestra en el siguiente cuadro y su respectivo esquema en ANEXO B.

MEMÉTICO

-
- Paso 1** Generar Poblaciones iniciales P_i para cada $i=1,2,\dots,N^\circ$ de objetivos.
Paso 2 Seleccionar individuos, método de la ruleta, en base a fitness f_i para cada población P_i .
Paso 3 Aplicar operador de mejoramiento local a individuos seleccionados en Paso 2 en cada población P_i en base al objetivo f_j , para $i \neq j$
Paso 4 Aplicar operador de cruzamiento a individuos seleccionados en cada población P_i
Paso 5 Aplicar operador de mutación en Población P_i
Paso 6 Si el criterio de termino se cumple entonces construir frontera final con soluciones dominadas de todas las poblaciones P_i , en caso contrario ir al Paso 2
-

Cuadro 3.5: Pseudocódigo del algoritmo Memético [60]

3.5.3 Búsqueda Local Genética Multiobjetivo (MOGLS)

La búsqueda local genética multiobjetivo (en inglés Multi-Objective Genetic Local Search, MOGLS), fue propuesto por Ishibuchi y Murata (1996) [61], este método consiste en un algoritmo genético hibridado para optimización multiobjetivo que adicionalmente aplica búsqueda local en cada individuo de la población haciendo uso de una función objetivo agregativa con pesos elegidos aleatoriamente. La forma de la función objetivo está dada por la siguiente expresión:

$$f(x) = w_1 f_1(x) + w_2 f_2(x) + \dots + w_n f_n(x) \quad ; w_i \text{ es no negativo}$$

La búsqueda local es aplicada a todas las soluciones en cada generación. Se debe especificar al azar los valores de peso siempre que un par de soluciones paternas sean seleccionadas. Este mecanismo de especificación de peso genera varias direcciones de búsqueda en el espacio n-dimensional objetivo. El algoritmo MOGLS también usa una especie de elitismo donde todas las soluciones no dominadas obtenidas durante su ejecución son almacenadas como una población secundaria

separadamente de la población actual. Algunas soluciones no dominadas de la población secundaria son seleccionadas al azar y sus copias son añadidas a la población actual.

El rasgo característico principal de búsqueda local en el algoritmo MOGLS es que no todos los vecinos de la solución actual son examinados, solo los vecinos de la k solución actual son escogidos al azar. El propósito de esto es disminuir el tiempo de corrida computacional gastado en la búsqueda local. Si no es encontrada una mejor solución de entre los vecinos de la k solución actual examinados, la búsqueda local es terminada. El algoritmo básico de MOGLS se muestra en el siguiente cuadro y su respectivo esquema en ANEXO B.

MOGLS

-
- Paso 1** Generar aleatoriamente la población inicial.
- Paso 2** Evaluación. Calcular los valores de la función objetivo para cada una de las soluciones y actualizar la población que contiene a las no dominadas.
- Paso 3** Selección. Repetir los siguientes procedimientos para seleccionar los pares de soluciones generadas por los padres.
- a) Especificar los valores de peso en la función aptitud.
 - b) Seleccionar las soluciones generadas por los padres.
- Paso 4** Cruce y Mutación.
- Paso 5** Estrategia Elitista.
- Paso 6** Aplicar Búsqueda Local.
- Paso 7** Prueba de parada. Si se cumple con las condiciones de parada, se detiene la búsqueda. En caso contrario volver al paso 2.
-

Cuadro 3.6: Pseudocódigo del algoritmo MOGLS [62]

4 CAPÍTULO IV: “MODELAMIENTO DEL PROBLEMA MULTIOBJETIVO”

En este capítulo se evalúa la aplicación de algoritmos evolutivos en la reprogramación del actual sistema de asignación de viajes (ASICAM) utilizado por las empresas de transporte forestal. Para esto se elabora un modelo con los tres algoritmos definidos en el capítulo anterior (SPEA, MEMÉTICO, MOGLS) que permita reasignar los viajes considerando los dos objetivos propuestos: minimizar el número de camiones y minimizar la jornada laboral promedio.

El capítulo comienza con una breve descripción del problema de reprogramación de camiones. Luego se detalla la forma de cómo se procesa la información de entrada para que pueda ser utilizada por los algoritmos.

Posteriormente se presenta todo el proceso de diseño y ejecución de los algoritmos, y las soluciones obtenidas por cada uno de ellos.

Finalmente se compara el desempeño de estos algoritmos, de acuerdo a dos criterios establecidos: la calidad de la frontera de Pareto generada y el tiempo de ejecución.

4.1 EL PROBLEMA DE REPROGRAMACIÓN DE CAMIONES

Reiterando lo dicho en la definición del problema del capítulo II (Ver páginas 24, 25 y 26), los trabajos tienen ventanas de tiempos fijas. Por este motivo la nueva programación de camiones entregada por los algoritmos debe cumplir con la siguiente restricción:

Restricción

El Tiempo Disponible (diferencia de tiempo entre hora de presentación en el próximo origen a visitar (O_{j+1}) y la hora de llegada al último destino visitado (D_j) por un camión cualquiera) debe ser mayor o igual al tiempo de traslado en vacío entre estos dos puntos (D_j a O_{j+1}).

$$\text{Tiempo Disponible} \geq \text{Tiempo traslado en vacío}$$

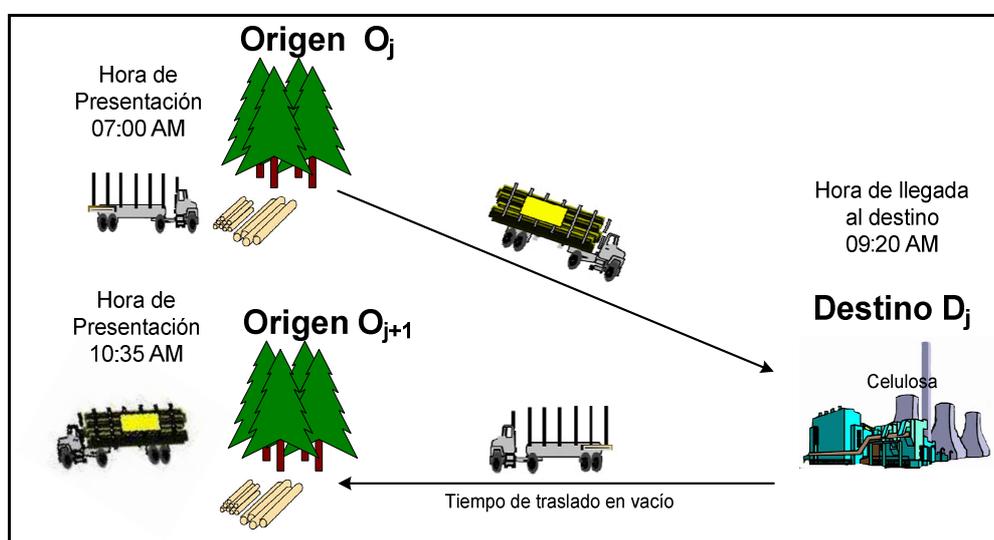


Figura 4.1: Representación de la restricción del problema. [Elaboración Propia]

El esquema presentado en la figura 4.1 muestra mediante un ejemplo la restricción del problema. Si un camión termina su entrega a las 9:20 AM en el destino D_j y existe

un nuevo trabajo que tiene como hora de presentación las 10:35 AM en el origen O_{j+1} , significa que hay un tiempo disponible de una hora y quince minutos (10:35 - 9:20), en consecuencia para que sea posible asignar este nuevo trabajo al camión, el tiempo de traslado en vacío entre ambos puntos (de D_j a O_{j+1}) deberá ser menor o igual al tiempo disponible, de lo contrario no alcanzará a estar a la hora de presentación fijada en el origen O_{j+1} , siendo infactible de realizar esta secuencia de trabajos.

4.2 INFORMACIÓN DE ENTRADA

Se dispone de los datos pertenecientes a la programación elaborada por ASICAM para un día elegido al azar de la información de un mes de operación. En este caso se eligió el día 22 febrero del 2007. Esta información está contenida en una hoja de cálculo llamada "ASICAM 22", en donde se indican los siguientes campos: origen, nombre de la empresa de transporte, número de patente, hora de inicio del trabajo, destino, hora de término del trabajo (ver ANEXO C). También se tiene información referente a los tiempos promedio de desplazamiento en vacío y cargado entre los diferentes orígenes y destinos.

Dada la extensión del número de viajes⁵, en esta oportunidad se resuelve una parte del problema eligiendo la programación de una empresa de transporte. En este caso se optó trabajar con los camiones de la empresa DELSA, en donde se distinguen 75 viajes (trabajos) programados para 36 camiones, además de 16 orígenes y 18 destinos.

⁵ El día 22 de febrero existen 238 viajes programados para 16 empresas transportistas

4.2.1 Procesamiento de la Información

Antes de programar los algoritmos, se requiere procesar la información de entrada, en formato de matriz. Para ello se utiliza las aplicaciones de la planilla para crear una serie matrices de pasos que permitan construir la matriz con la que operan finalmente los algoritmos. A continuación se presenta un esquema de cómo interactúan entre si estas matrices.

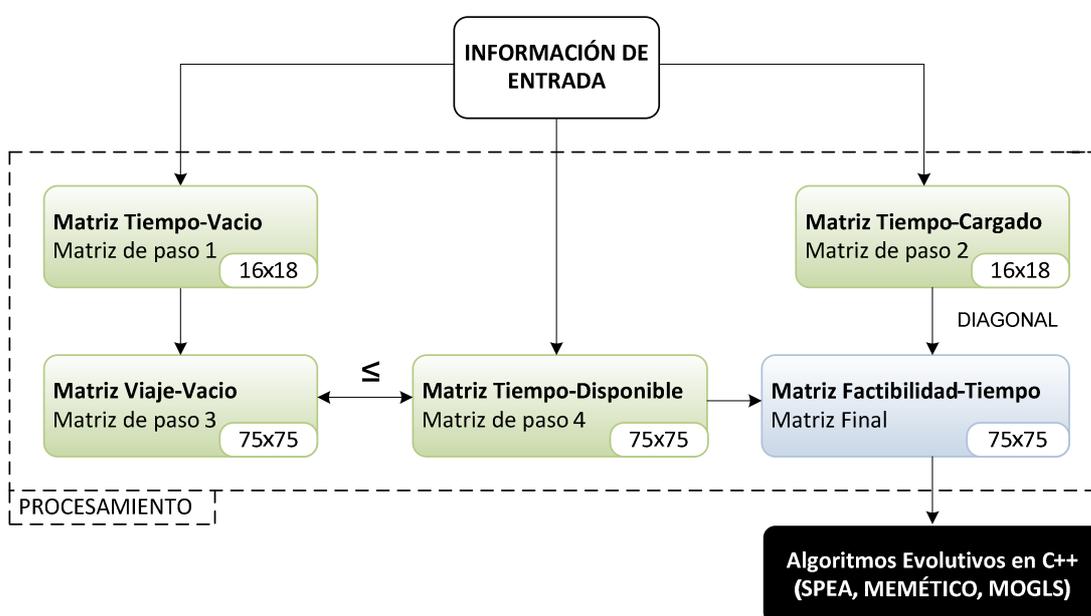


Figura 4.2: Esquema explicativo del procesamiento de la información [Elaboración Propia]

Matriz Tiempo-Vacio y Matriz Tiempo-Cargado

Éstas contienen los tiempos promedios de viaje que demanda un camión en trasladarse entre los diferentes orígenes y destinos. Se construye una matriz de tiempo tanto para viajes con carga como sin carga. Ambas matrices tienen similar formato, con un tamaño de 16 x 18 (orígenes x destinos). Por un tema de conectividad con las demás matrices, se enumeran los destinos del 1 al 18.

Tabla 4.1: Extracto de Matriz Tiempo-Vacio. [Elaboración Propia]

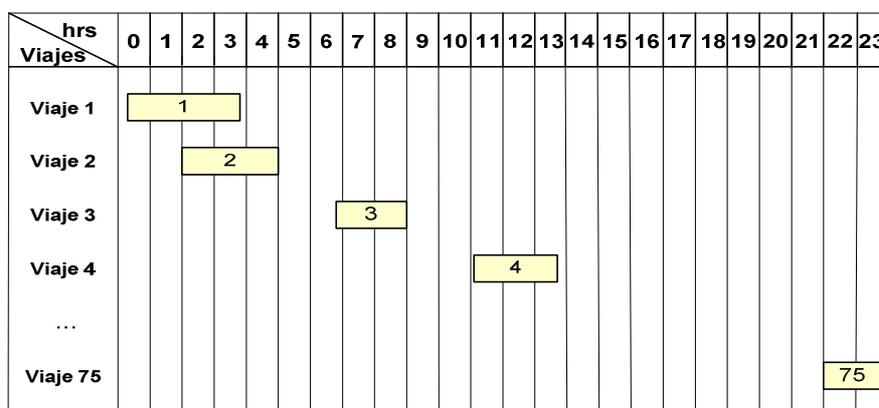
Destino \ Origen	AS_CORONEL	AS_ITATA	BPT_HORCON	...	SVTI
	1	2	3	...	18
ARAUCANA	180	60	90		180
AS_ITATA	60	0	120		60
ASCOLORAD	60	195	30		120
⋮					⋮
TRUPAN	60	60	60		180

La celda que combina el origen “ARAUCANA” con el destino “AS_ITATA” en la Tabla 4.1, indica que un camión vacío (sin carga) se demora 60 minutos en trasladarse entre estos dos lugares.

Las siguientes matrices: “Matriz Viaje-Vacio”, “Matriz Tiempo-Disponible” y “Matriz Factibilidad-Tiempo”, poseen aspectos similares en relación a su estructura, las cuales agrupan en sus columnas los orígenes y en las filas los destinos, de cada uno de los 75 viajes programados, ver Tabla 4.2. En este sentido cada celda de la matriz representará un viaje, de esta manera se permite obtener diferentes combinaciones de viajes para cada camión. Obviamente el tamaño de las matrices será de 75 x 75.

Para el tratamiento de los viajes, éstos se ordenan de menor a mayor en función de la hora de inicio del servicio⁶. Lo anterior permite analizar las asignaciones específicas de cada camión, en donde una secuencia deberá tener trabajos con “números de viajes” ascendentes. Por ejemplo: si un camión se le asigna el viaje número 4, éste no podrá realizar después el viaje 1, 2 y 3 (ver Cuadro 4.1). Para ello se penaliza la mitad inferior de las matrices con un valor alto y arbitrario de “99000” (ver Tabla 4.2).

⁶ Los trabajos fueron ordenados en la hoja de cálculo “ASICAM 22”, donde se incorporó un nuevo campo llamado “número de viaje” que asume los valores del 1 al 75.



Cuadro 4.1: Ordenamiento de Viajes [Elaboración Propia]

Matriz Viaje-Vacio

Muestra los tiempos de viaje en vacio que existe entre las distintas combinaciones de trabajos. Como se trata de una matriz que entrega tiempos de viajes en vacio, la diagonal no se considera, debido a que ésta refleja un viaje cargado. Esta matriz se elabora a partir de la matriz tiempos vacios.

Tabla 4.2: Extracto de Matriz Viaje-Vacio [Elaboración Propia]

Destino			Origen		1	2	3	4	...	75
			AS_ITATA	AS_ITATA	ARAUCANA	AS_COLORAD		AS_ITATA		
1	STVI	18	22001	22001	22020	22024	22025		22238	
1	STVI	18	22001	0	120	180	120		120	
2	CORONEL_MV	6	22020	99000	0	60	90		60	
3	HORCONESI	10	22024	99000	99000	0	30		120	
4	HORCONESII	11	22025	99000	99000	99000	0		120	
⋮									⋮	
75	SVTI	18	22238	99000	99000	99000	99000	99000	0	

↓ a) ↓ b) ↓ c) ↓ d)

- a) Indica los viajes programados, identificados con la numeración de 1 a 75.
- b) Indica los destinos identificados con la numeración de 1 al 18.
- c) Indica el número de ASICAM, que identifica un viaje para efectos de trabajar con las matrices.
- d) Indica la penalización cuando existan secuencia con “números de viajes” descendentes.

La celda que combina el destino del trabajo 1 y el origen del trabajo 3 en la Tabla 4.2 muestra que un camión vacío demora 180 minutos en trasladarse desde el destino del trabajo 1 “SVTI” al origen del trabajo 3 “ARAUCANA”.

Matriz Tiempo-Disponible

Muestra la diferencia de tiempos que existe entre la hora de inicio de un trabajo y la hora de término de otro, para cada una de las combinaciones de trabajos. Para el caso de las combinaciones que no exista diferencia o ésta sea negativa se sanciona con un valor alto y arbitrario de “9000” en dicha matriz. Los valores de esta matriz se determinan a partir de la hoja de cálculo “ASICAM 22”. Como la matriz refleja los tiempos disponibles entre un trabajo y otro, la diagonal no se considera.

Tabla 4.3: Extracto de Matriz Tiempo-Disponible [Elaboración Propia]

Destino \ Origen				1	2	3	4	...	75
				AS_ITATA 22001	AS_ITATA 22020	ARAUCANA 22024	AS_COLORAD 22025		AS_ITATA 22238
1	STVI	18	22001	0	265	265	265		1284
2	CORONEL_MV	6	22020	99000	0	9000	9000		879
3	HORCONESI	10	22024	99000	99000	0	9000		884
4	HORCONESII	11	22025	99000	99000	99000	0		954
⋮									⋮
75	SVTI	18	22238	99000	99000	99000	99000	99000	0

La celda que combina el destino del trabajo 1 y el origen del trabajo 3 en la Tabla 4.3 indica que un camión dispone 265 minutos entre el término del trabajo 1 y el comienzo del trabajo 3.

Matriz Factibilidad-Tiempo

Es la matriz final y proporciona los tiempos calculados en la “Matriz Tiempo-Disponible” que son factibles de realizar en cada una de las combinaciones de viajes (celdas), es decir si los tiempos calculados en la “Matriz Tiempo-Disponible” son

mayores o iguales a los tiempos de la “Matriz Viaje-Vacio” significa que es factible de efectuar esa secuencia, por ende entrega el valor de dicha celda, si es menor será infactible y se penaliza con un valor de “9000”. De esta forma se incorpora la restricción del problema en la matriz. Para el caso de la diagonal, ésta se construyó a partir de la matriz tiempos cargado y representará los tiempos de viajes con carga de cada uno de los 75 viajes programados. En definitiva, es la matriz que utilizan los tres algoritmos para calcular los tiempos de ciclo de cada camión.

Tabla 4.4: Extracto de Matriz Factibilidad-Tiempo [Elaboración Propia]

Destino \ Origen				1	2	3	4	...	75
				AS_ITATA	AS_ITATA	ARAUCANA	AS_COLORAD		AS_ITATA
				22001	22020	22024	22025		22238
1	STVI	18	22001	120	265	265	265		1284
2	CORONEL_MV	6	22020	99000	60	9000	9000		879
3	HORCONESI	10	22024	99000	99000	120	9000		884
4	HORCONESII	11	22025	99000	99000	99000	90		954
⋮									⋮
75	SVTI	18	22238	99000	99000	99000	99000	99000	120

La celda que combina el destino del trabajo 1 y el origen del trabajo 3 en la “Matriz Tiempo-Disponibile” (ver Tabla 4.3) tiene un valor de 265 minutos y la misma celda en la “Matriz Viajes-Vacio” tiene un valor de 180 minutos (ver Tabla 4.2), esto significa que es factible que un camión pueda realizar el trabajo 1 y luego realizar el trabajo 3, puesto que el tiempo que dispone es mayor que el tiempo de viaje en vacio, por lo tanto la “Matriz Factibilidad-Tiempo” (Tabla 4.4) mostrará el valor de “265” en dicha celda.

4.3 MODELO DE SIMULACIÓN

4.3.1 Interpretación de un Cromosoma

Cada cromosoma representa una solución del espacio de búsqueda. La información entregada contiene los viajes asignados a las distintas patentes. En nuestro caso, se trabaja con cromosomas numéricos y de genes únicos⁷. Este cromosoma (vector) está compuesto de dos partes (figura 4.3), la primera parte del vector indica las secuencias viajes⁸ (Vector de Secuencia) y la segunda, el total de viajes que realizará cada camión (Vector de Asignación). Por ejemplo el número 4 del “vector de Asignación”, indicará que el camión uno realizará los primeros cuatro viajes en el orden en que estos aparecen. El número 3 indicará que el camión dos realizará los tres siguientes viajes, y así sucesivamente.

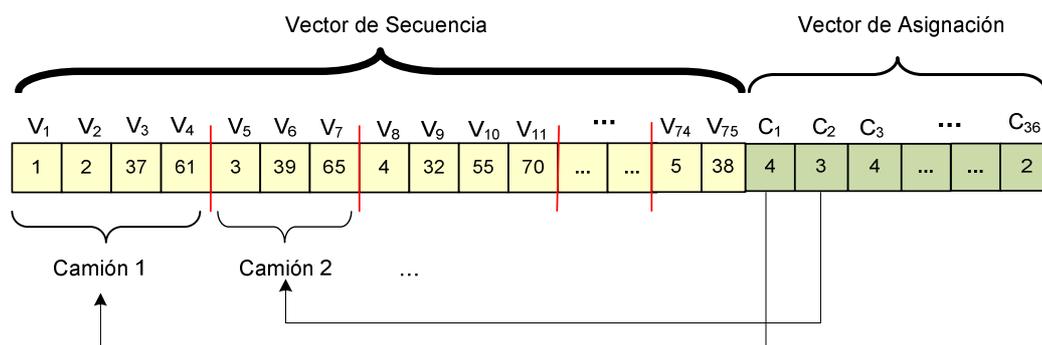


Figura 4.3: Representación de un cromosoma. [Elaboración Propia]

Gráficamente se puede ver en el cuadro 4.2, la asignación de viajes generada por este cromosoma. Cada viaje asignado es representado a través de su hora de inicio y término.

⁷ No puede haber genes repetidos, esto indicaría que un mismo viaje es realizado por dos camiones.

⁸ Cada viaje es indicado con un número (1 al 75).

hrs Cam.	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Camión 1		1						2			37					61								
Camión 2								3			39					65								
Camión 3								4			32					55							70	
...																								
Camión 36								5			38													

Cuadro 4.2: Ejemplo de Asignación entregada por el cromosoma. [Elaboración Propia]

4.3.2 Generación de la Población Inicial

La población inicial está conformada por un conjunto de individuos (soluciones) generados de manera aleatoria, a partir de ella, el algoritmo genera nuevas soluciones. Cada individuo es un cromosoma similar al indicado en la figura 4.3.

4.3.3 Cálculo de Aptitud

Para cada cromosoma existirá un cálculo de aptitud, medida por dos funciones objetivos que determinará la calidad de las soluciones. El valor del primer objetivo se obtiene al sumar los camiones a los cuales se les asigna trabajos, esto se identifica cuando el valor es distinto de 0 en el "Vector de Asignación" del cromosoma. El segundo se obtiene al sumar los tiempos de ciclo de cada uno de los camiones según la secuencia de viajes asignadas en el cromosoma, dividida por el número de camiones calculados en el primer objetivo. Para cálculo de estos tiempos de ciclo el algoritmo utiliza la "Matriz Factibilidad-Tiempos".

Función Objetivo 1: *Minimizar* [Número de Camiones]

Función Objetivo 2: *Minimizar* $\left[\frac{\sum_{i=1}^n \text{Tiempo de Ciclo del camión}_i}{\text{Número de Camiones}} \right]$

4.3.4 Penalización

La programación de los algoritmos se realiza, bajo un enfoque de penalización, esto significa transformar el problema restringido en un problema no restringido. Esto permite que en el proceso de búsqueda no se eliminen aquellas soluciones en que no todos los camiones cumplan con la totalidad de las restricciones, pero que estén muy cerca de ser factibles (soluciones no tan malas), de esta manera el algoritmo tiene mayor probabilidad de encontrar soluciones factibles en las próximas iteraciones, realizando pequeños movimientos (mejoras) a las soluciones anteriores. En nuestro caso la penalización fue utilizada tanto para sancionar las secuencias infactibles (a), como también a aquellas asignaciones que sean poco eficiente para el logro de los objetivos (b), de esta manera se consigue orientar al algoritmo a encontrar buenas soluciones. A continuación se explicarán en detalle ambos tipos de penalización:

- a) Para sancionar las soluciones Infactibles (ver ANEXO C), los algoritmos están programados de manera tal, que el valor de la segunda función objetivo (FO2: minimizar la jornada laboral de los choferes) se incremente en un porcentaje manejado por el usuario, cada vez que las soluciones entreguen secuencias de viajes no viables⁹. Este incremento será proporcional a la cantidad de infracciones

⁹ Esto ocurre cuando a los camiones se le asignan viajes con valores de “99000” y de “9000”, representados en la “matriz factibilidad-tiempo”.

que se produzcan en cada una de las soluciones. Para ello existirá un contador de infactibilidad que se encargará de calcularlas.

La FO2 penalizada queda de la siguiente forma:

$$FO2_p = \frac{\sum_{i=1}^n TC_i * \left(\frac{X}{100}\right) * \sum_{i=1}^n CI_i + \sum_{i=1}^n TC_i}{N}$$

Donde, TC_i es el tiempo de ciclo del camión i , $i = \overline{1, N}$, X , el porcentaje de incremento fijado por el usuario, CI_i corresponde al contador de infactibilidades del camión i , $i = \overline{1, N}$, N al número de camiones.

Las infactibilidades representadas con 9000 y 99000, se sumara 20 y 100 respectivamente por cada infactibilidad que exista en la secuencia

Tabla 4.5: Representación de la penalización FO2 [Elaboración Propia]

Camión i	Secuencias Asignadas	TC [minutos]	CI
Camión 1	9 -13	9180	20
Camión 2	11-35-55	565	0
Camión 3	1-3- 8 -26	18745	40
↓ $N = 3$ X=10 (para este caso)		$\sum_{i=1}^3 TC_i = 28490$	$\sum_{i=1}^3 CI_i = 60$

FO1 = 3

$$FO2 = \frac{\left(28490 * \left(\frac{10}{100}\right) * 60\right) + 28490}{3} = 66476$$

b) Otra penalización que utiliza el algoritmo es la sanción a los camiones que se les asignan uno, cinco y más de cinco trabajos. Para el primer caso, el algoritmo penaliza con un incremento de un camión en la primera función objetivo (FO1: minimizar número camiones), por cada camión que viole esta condición, es decir

si en una solución existen tres camiones que tengan un sólo trabajo la FO1 aumentará su valor en tres camiones, de esta forma se logra hacer más eficiente la asignación. En el segundo caso se sanciona con dos camiones, debido a que existe una baja probabilidad de encontrar secuencias de cinco trabajos que sean viables. Finalmente para el último caso la sanción será de tres camiones, producto que es imposible que un camión tome más de cinco trabajos en un día.

Tabla 4.6: Representación de la penalización FO1 [Elaboración Propia]

Camión i	Secuencias Asignadas	Sancion
Camión 1	2-7	0
Camión 2	45	1
Camión 3	5-9-14-26-31	2
Camión 4	3-10-15-25-34-50	3
		6

$$FO1 = 4 + 6 = 10$$

$$FO2 = 39000$$

De lo anterior se puede inferir que no todas las soluciones sancionadas serán infactibles, pero si todas las soluciones infactibles estarán sancionadas. Un ejemplo es cuando en una solución exista un camión que se le asigne un trabajo, esta secuencia será sancionada pero es factible.

4.3.5 Obtención de Soluciones No-Dominadas

Una vez que el algoritmo haya generado las soluciones, el programa realiza un proceso de cálculo adicional sobre todos individuos de la población, entregando en un nuevo archivo de texto, solamente las soluciones que presentan dominancia sobre el resto.

4.4 EJECUCIÓN

Para la ejecución de los algoritmos, se utilizó un PC Athlon XP de 1.83 GHz con 1.25 Gb de RAM y 120 Gb de disco duro. En cada ejecución se ingresaron los parámetros de acuerdo a lo que demanda cada algoritmo.

4.4.1 Parámetros

Los algoritmos poseen un conjunto de parámetros que pueden ser ajustados por el usuario, siendo algunos de uso común y otros propios de cada algoritmo. A continuación se define los parámetros utilizados.

- **Número de Generaciones:** Establece la cantidad de iteraciones que se realiza en cada corrida, es el criterio de detención del algoritmo.
- **Tamaño de la Población:** Es la cantidad de soluciones que hay dentro de una generación.
- **Porcentaje de Mutación:** Indica la probabilidad que tiene un gen de sufrir un cambio, éste cambio puede ser tanto bueno como malo para la solución final.
- **Selección Externa o Población Externa:** Consiste en elegir arbitrariamente una solución no dominada de la población en cada generación y copiarla íntegramente en la siguiente generación.
- **Numero de Exploración:** Corresponde al número de movidas que se hace después del mejoramiento
- **Porcentaje de Empeoramiento:** Muestra que tanto se puede mejorar un objetivo hasta que el otro se empeore en el porcentaje fijado por el usuario.
- **Número de Intercambios entre Población:** Selecciona un número de soluciones no dominadas de cada población¹⁰ y las intercambia.

¹⁰ El Algoritmo Memético trabaja con poblaciones independientes para cada objetivo. Ver capítulo 3.

- **Porcentaje castigo objetivo 2:** Por cada viaje infactible que entregue la solución, el objetivo 2 (minimizar jornada laboral promedio) será sancionado en un porcentaje fijado por el usuario.

4.5 ANÁLISIS EXPERIMENTAL

Con el propósito de ajustar los parámetros de tal manera que el algoritmo obtenga buenos resultados, se realizaron diferentes experimentos (ejecuciones), en cada uno de los cuales se modifican uno o varios parámetros y se observa el comportamiento del algoritmo (ver ANEXO E).

Para facilitar la realización de experimentos, los algoritmos fueron programados con un parámetro adicional llamado “**Número de Corridas**” que permite indicar la cantidad de veces que se realiza el experimento considerando todos los demás parámetros fijos.

Para cada combinación de parámetros que se propuso se realizaron entre 10 a 20 corridas, con la finalidad de visualizar con mayor claridad la efectividad de cada combinación, en la obtención de buenos resultados.

La tabla 4.7 presenta los valores de los parámetros que llevaron a las mejores soluciones.

Tabla 4.7: Parámetros que entregaron buenos resultados. [Elaboración Propia]

PARÁMETROS	SPEA	MEMÉTICO	MOGLS
Número de Generaciones	1300	1300	1300
Tamaño de la Población	150	150	150
Porcentaje de Mutación	2	2	2
Selección Externa o Población Externa	25	-----	25
Número de Exploración	-----	110	100
Número de Intercambios entre población	-----	2	-----
Porcentaje de Empeoramiento	-----	20	-----
Porcentaje castigo Objetivo 2	10	10	10

Se puede señalar que en general valores menores al indicado en la tabla anterior para los dos primeros parámetros (Número de Generaciones y Tamaño de la Población), conducen a una convergencia temprana del algoritmo, en tanto que valores muy grandes exigen un esfuerzo computacional alto sin lograr un mejor desempeño.

4.5.1 Resultados Obtenidos por los Algoritmos

Para cada algoritmo, se determinaron las soluciones no dominadas (Tablas: 4.8, 4.9, 4.10 y Gráficos: 4.1, 4.2, 4.3), a partir de las soluciones no dominadas factibles que se obtuvieron en 60 corridas¹¹ (figura 4.4). El procedimiento consistió en evaluar manualmente la dominancia de estas soluciones y eliminar aquellas dominadas. Además producto del criterio de penalización utilizado, existen soluciones factibles que están penalizadas en el primer objetivo, por tal motivo al momento de evaluarlas se eliminó tal sanción.

¹¹ Las corridas se realizaron utilizando los parámetros mencionados en la Tabla 4.7

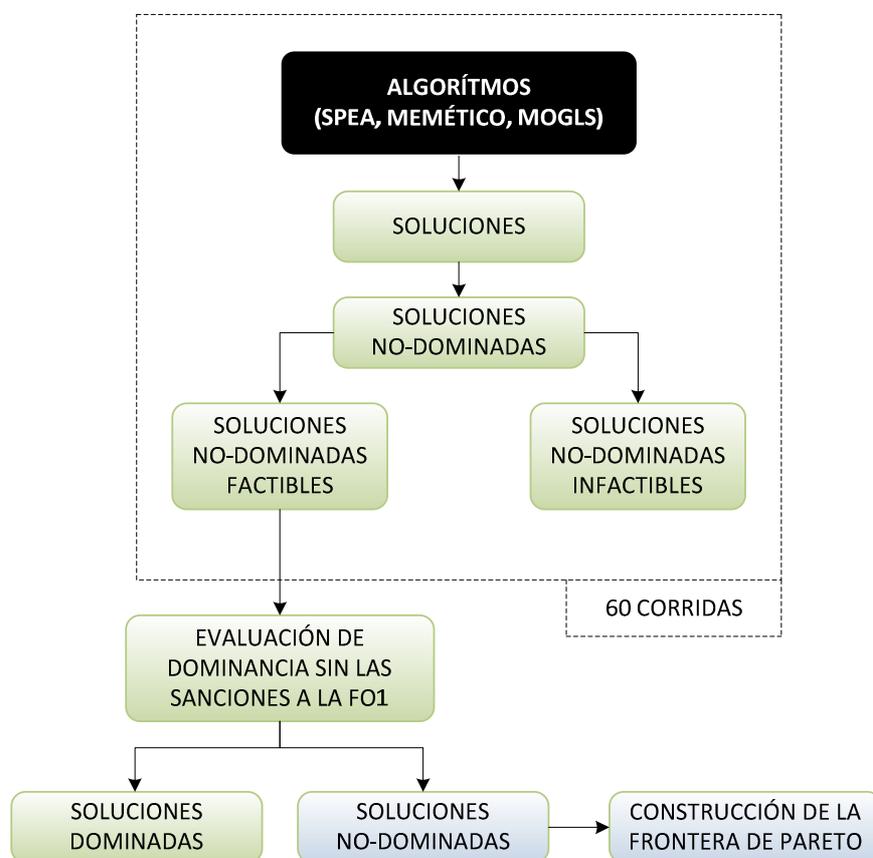


Figura 4.4: Procedimiento de obtención de las soluciones no dominadas [Elaboración Propia]

4.5.1.1 Resultados No dominados de SPEA

Tabla 4.8: Resultados no dominados SPEA [Elaboración Propia]

Objetivo 1 Número de Camiones (con castigo)	Objetivo 1 Número de Camiones (sin castigo)	Objetivo 2 Jornada Laboral Promedio (en minutos)
42	35	389,057
40	34	400,647
40	33	402,515
39	32	438,094
34	31	464,097

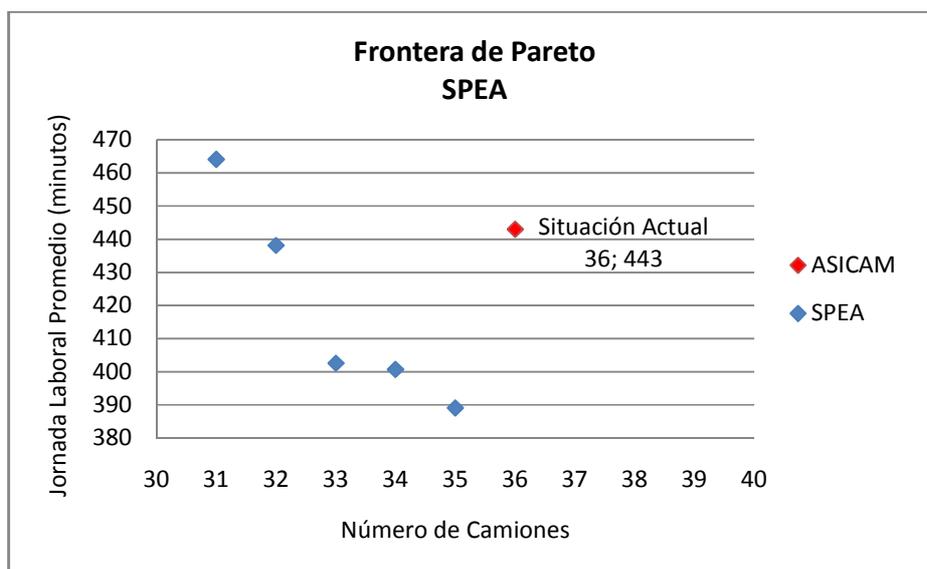


Gráfico 4.1: Frontera de Pareto de SPEA [Elaboración Propia]

4.5.1.2 Resultados No dominados de MEMÉTICO

Tabla 4.9: Resultados no dominados MEMÉTICO [Elaboración Propia]

Objetivo 1 Número de Camiones (con castigo)	Objetivo 1 Número de Camiones (sin castigo)	Objetivo 2 Jornada Laboral Promedio (en minutos)
44	36	388,417
41	35	391,371
41	34	407,588
38	33	448,727

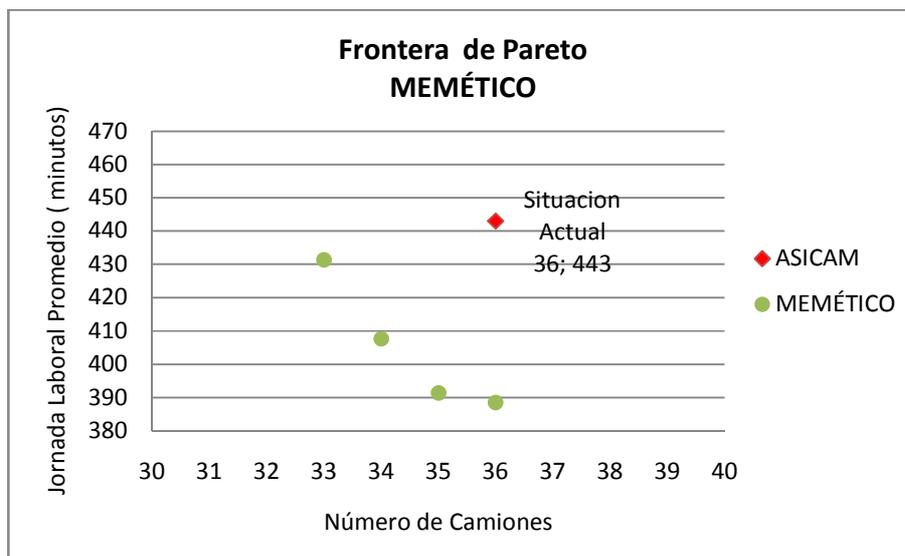


Gráfico 4.2: Frontera de Pareto de MEMÉTICO [Elaboración Propia]

4.5.1.3 Resultados No dominados de MOGLS

Tabla 4.10: Resultados no dominados MOGLS [Elaboración Propia]

Objetivo 1 Número de Camiones (con castigo)	Objetivo 1 Número de Camiones (sin castigo)	Objetivo 2 Jornada Laboral Promedio (en minutos)
36	32	450,063

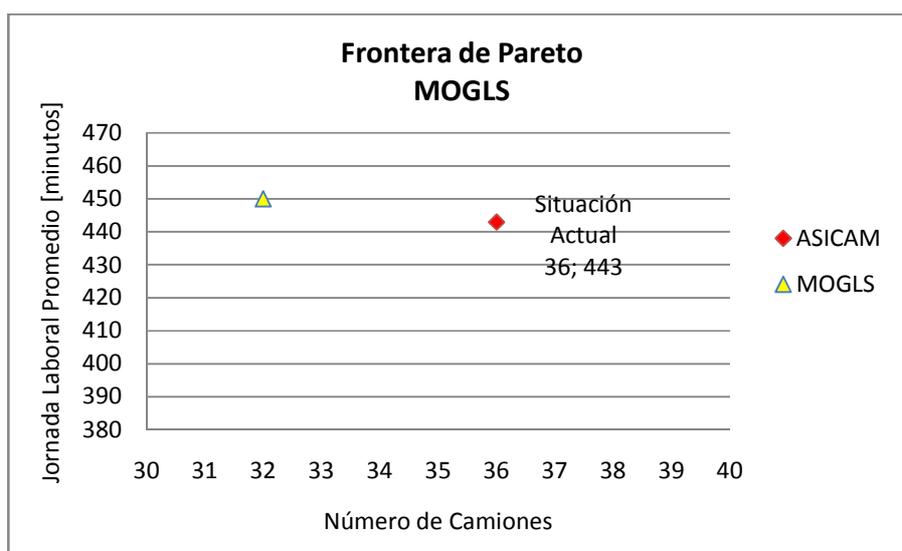


Gráfico 4.3: Frontera de Pareto de MOGLS [Elaboración Propia]

4.5.2 Óptimos Generales

De las soluciones entregadas por los algoritmos, se han seleccionado los óptimos generales (ver ANEXO D). Estos se presentan en el grafico 4.4 y muestra las soluciones no dominadas de los algoritmos SPEA y MEMÉTICO.

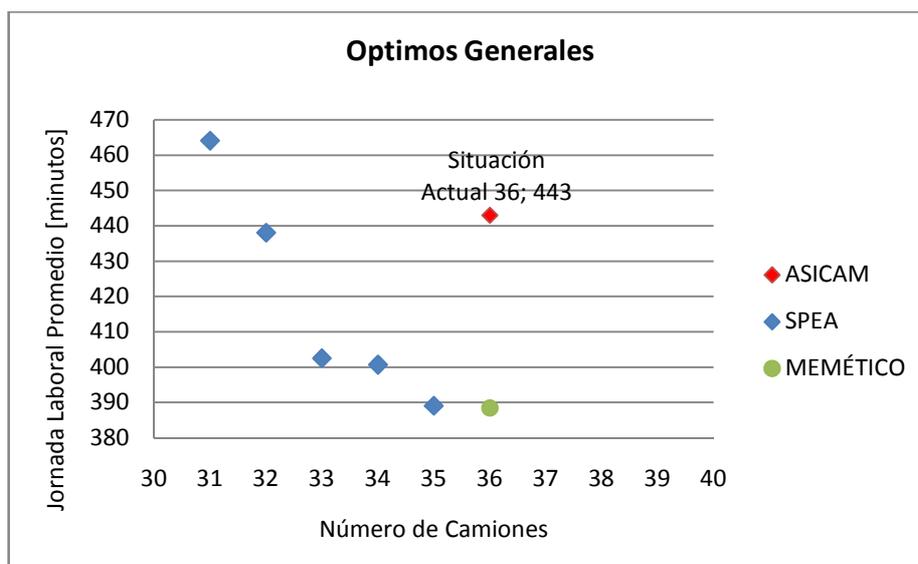


Gráfico 4.4: Óptimos generales [Elaboración Propia]

4.6 ANÁLISIS COMPARATIVO

Para comparar los algoritmos, se establecieron tres criterios como medida de desempeño: La calidad de la frontera generada en términos de dominancia con respecto a las otras técnicas, el número de soluciones no dominadas factibles generadas por cada algoritmo y los tiempos de ejecución.

Con el propósito de realizar las pruebas bajo las mismas condiciones, se realizaron 60 corridas para cada algoritmo y se utilizó los mismos valores de parámetros para los tres algoritmos. Se debe tener en consideración que cada algoritmo tiene parámetros comunes y propios. De esta manera, se utilizó como parámetros

comunes un total de 1300 generaciones y un tamaño de población de 150 individuos, con una mutación del 2 por ciento y un porcentaje de castigo del objetivo dos del 10 por ciento. Para el caso de los parámetros propios se consideraron los valores de parámetros que se indican en la Tabla 4.7.

4.6.1 Calidad de la Frontera de Pareto

El gráfico 4.5 presentan las fronteras de Pareto de los tres algoritmos, además de la situación actual entregada por ASICAM.

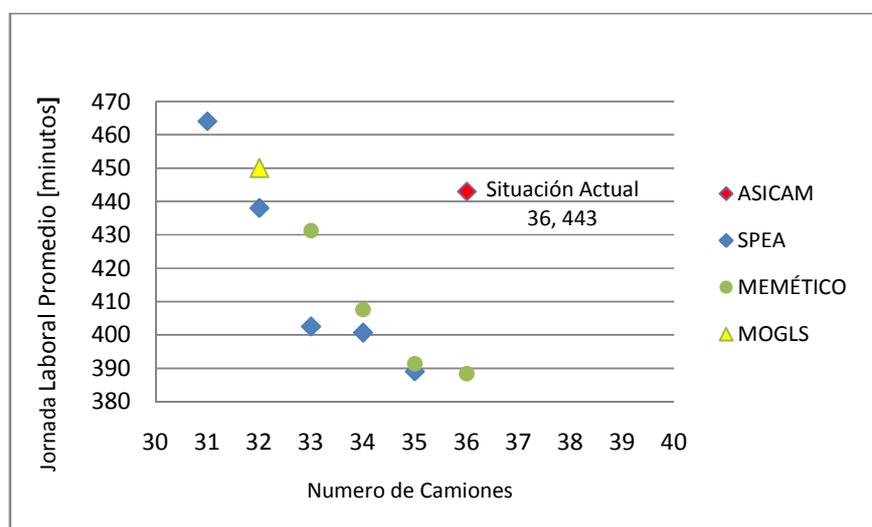


Gráfico 4.5: Fronteras de Pareto de SPEA, MEMÉTICO, MOGLS y ASICAM [Elaboración Propia]

Es posible observar en el Gráfico 4.5, que el algoritmo SPEA presenta una dominancia total con respecto a los demás algoritmos utilizados, incluyendo la programación actual, esto queda expresado a través de la cercanía al origen de cada curva, debido a que ambos objetivos son de minimización.

4.6.2 Número de Soluciones No Dominadas Factibles

El número promedio de soluciones no dominadas obtenidas en las sesenta réplicas para cada algoritmo se muestra en la Tabla 4.11

Tabla 4.11: Número Promedio de Soluciones No-Dominadas [Elaboración Propia]

ALGORITMO	NÚMERO PROMEDIO DE SOLUCIONES NO-DOMINADAS FACTIBLES
SPEA	6.58
MEMÉTICO	1.94
MOGLS	0.05

En la Tabla 4.11 es posible ver que el número de soluciones no dominadas factibles o en otras palabras el tamaño de la frontera de Pareto que genera cada algoritmo. Este parámetro muestra que SPEA es la mejor técnica seguida por el algoritmo MEMÉTICO

4.6.3 Tiempos de Ejecución

Es el tiempo que tarda un algoritmo en entregar una solución, éste dependerá directamente de los parámetros ingresados y del tipo de procesador del equipo en que se realizan las pruebas.

La Tabla 4.12 muestra los resultados obtenidos para los tres algoritmos y se presentan los tiempos promedios de ejecución (en segundos).

Tabla 4.12: Tiempos de ejecución de los algoritmos [Elaboración Propia]

ALGORITMO	TIEMPOS PROMEDIOS DE EJECUCIÓN (Segundos)
SPEA	54
MEMÉTICO	660
MOGLS	197

En cuanto a los tiempos de ejecución de los algoritmos, el más rápido fue SPEA, seguido por MOGLS y MEMÉTICO

5 CAPÍTULO V: “CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES”

CONCLUSIONES

La programación inicial elaborada por ASICAM, ha sido mejorada ostensiblemente con la aplicación de algoritmos evolutivos, en función de los objetivos propuestos. Cabe destacar que los tres algoritmos utilizados entregan mejoras, lo que indica la importancia de utilizar este tipo de técnicas en la resolución de problemas de programación de transporte.

Las mejoras obtenidas en la programación benefician tanto a las EMSEFOR como a la empresa mandante. Las primeras se favorecen directamente al liberar camiones que pueden ser destinados a nuevos trabajos (costo de oportunidad), además incrementa el bienestar de sus choferes ayudándolos a cumplir con la ley laboral vigente. Por otro lado la empresa mandante también se ve favorecida a largo plazo, puesto que pueden renegociar las tarifas y conseguir un precio mucho más económico al incrementar la productividad de los camiones.

Dada la característica multiobjetivo del problema, el modelo construido no es por ningún motivo un tomador de decisiones automático sobre qué asignación de camiones debe elegirse para realizar, sino que es un prototipo de mejoramiento que entrega un conjunto de propuestas, donde la empresa mandante o la EMSEFOR deberá decidir según sus preferencias. En este sentido, si el tomador de decisiones considera el número de camiones como criterio de determinación en desmedro de la jornada laboral promedio, éste puede reducir como máximo en 13,9 por ciento, de 36 a 31 camiones, (solución entregada por SPEA), de lo contrario puede disminuir la jornada laboral promedio en un 12,3 por ciento, de 443 a 388 minutos como máximo (solución entregada por MEMÉTICO).

Metodología	N° Camiones FO1	Jornada Laboral Promedio FO2	% reducción FO1	% reducción FO2
ASICAM	36	443	-----	-----
MEMÉTICO	36	388,417	0	12,3
SPEA	35	389,057	2,8	12,2
SPEA	34	400,647	5,6	9,6
SPEA	33	402,515	8,3	9,1
SPEA	32	438,094	11,1	1,1
SPEA	31	464,097	13,9	-4,8

En base a los resultados obtenidos, SPEA es la técnica de búsqueda que mejor se adapta al problema estudiado, logrando una supremacía con los demás algoritmos, en los criterios de: calidad de la frontera de Pareto, el número de soluciones no dominadas factibles y tiempos de ejecución.

Los resultados obtenidos por los algoritmos dependerán de dos aspectos importantes: el tipo de penalización a utilizar y el ajuste de parámetros, lo cual es indispensable para asegurar la calidad de las soluciones. Para el caso de las penalizaciones algunas de estas fueron creadas producto de la observación empírica, al realizar modificaciones y observar los cambios producidos. Lo mismo ocurrió para la determinación de los parámetros. Esto permite afinar que el éxito de un algoritmo está supeditado en gran parte a la etapa de prueba.

Si bien el problema de reprogramación está planteado sólo para una empresa de transporte y un día de programación, éste puede ampliar su alcance a las demás empresas transportistas y para todos los días de operación. En nuestro caso la razón para no considerar todas las empresas transportistas, fueron los problemas de memoria causado por la gran cantidad de datos, pero que tiene solución con una programación de los algoritmos mucho más eficiente en el uso de memoria o utilizando un ordenador con una mayor RAM. Este motivo no será una limitante para

las empresas transportistas o mandante, porque la inversión que pueda demandar una mayor capacidad de memoria se justifica plenamente con los beneficios que entrega la implementación de estos algoritmos.

RECOMENDACIONES

Considerando el enfoque de penalización utilizado en el problema, los algoritmos entregan soluciones factibles y no factibles. Las soluciones no factibles, están sancionadas y es posible apreciar en ella las secuencias inviables que provocan tal infactibilidad. En muchos casos las soluciones con pocas infactibilidades pasan a convertirse en excelentes soluciones factibles realizando pequeñas modificaciones, de modo que no deben ser descartadas completamente. Para ello se recomienda diseñar un procedimiento sencillo de modificación o enmienda con el fin de transformar una solución no factible en una factible.

Las soluciones no dominadas que entrega cada algoritmo, puede que no sean las más representativas del problema, debido a que los objetivos están castigados. Puede ocurrir que buenas soluciones generadas, no sean traspasadas al archivo de no dominados. Dado que el archivo que contiene a todas las soluciones, es de gran tamaño y no es posible abrirlo e inspeccionarlo manualmente, se recomienda la construcción de un programa que verifique la existencia de buenas soluciones sin los castigos considerados inicialmente.

Para la generación de la frontera de pareto, el análisis de las soluciones no dominadas de cada corrida, se realizó en forma manual mediante inspección y evaluación. Para una mayor cantidad de corridas, este procedimiento no es el más adecuado, por ello, se recomienda la creación de un programa, que permita entregar la frontera de pareto con resultados reales (sin penalizaciones).

De acuerdo a la restricción del problema, una variación en los tiempos promedios de viaje en vacío puede provocar aumentos o disminuciones en el espacio de soluciones factibles, impactando considerablemente en los resultados obtenidos. Es por esto, que se sugiere hacer un análisis de sensibilidad para estos tiempos, de modo de evaluar los efectos que tendría en las soluciones

6 BIBIOGRAFÍA Y REFERENCIAS

- [1] CORMA BÍO-BÍO 2007. Asistencia al cumplimiento laboral. [en línea]
<http://www.cormabiobio.cl/6accionar/departamentos/intranet/intrasis.htm> [Consulta:
20 agosto 2007]
- [2] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A. 1999. Use of Or
Systems in the Chilean Forest Industries. Interfaces 29 (1):7-29
- [3] TOTH, P., VIGO, D., 2001. The Vehicle Routing Problem. Society for Industrial
and Applied Mathematic; 1st edition.
- [4] CORMA BÍO-BÍO. 2006. Boletín Forestal [En línea]
<http://www.cormabiobio.cl/boletin/noticia3.htm> [Consulta: 20 agosto 2007].
- [5] CONAF 2007. Superficie nacional de bosques. [En línea] www.conaf.cl
[Consulta: 20 agosto 2007].
- [6] INFOR 2007. Estadísticas Forestales 2004, Boletín Estadístico 101, Septiembre
Santiago Chile 134p.
- [7] CONAF. 2007. Antecedentes generales del uso actual del suelo. [En línea]
www.conaf.cl [Consulta: 20 agosto 2007].
- [8] INFOR 2007, Mercado Forestal N°29. Agosto-Septiembre 2007 [en línea].
[http://www.infor.cl/centro_documentacion/documentos_digitales/mercado_forestal_n2
9_agostoseptiembre2007.pdf](http://www.infor.cl/centro_documentacion/documentos_digitales/mercado_forestal_n29_agostoseptiembre2007.pdf) . Consulta: [31 octubre 2007]

- [9] INFOR. 2007. El sector Forestal Chileno 2006. [En línea].
http://www.infor.cl/centro_documentacion/documentos_digitales.htm Consulta: [15 Julio 2007]
- [10] INFOR 2007, Mercado Forestal N°29. Agosto-Septiembre 2007. Op. Cit. 8p.
- [11] INFOR 2007, Mercado Forestal N°29. Agosto-Septiembre 2007. Op. Cit. 8p.
- [12] INFOR. 2003. Informe de Coyuntura del Sector Forestal Chileno. [En línea]
http://www.infor.cl/centro_documentacion/documentos_digitales.htm [Consulta: 20 agosto 2007]
- [13] KRAEMER G., BRUNO. A. 2006. Análisis del tratado comercial entre Chile y Nueva Zelanda y su implicancia en desarrollo del sector forestal Chileno. Memoria de Ingeniero Forestal. Santiago, Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Forestales. 16p.
- [14] WEINTRAUB, A. "Empresas Forestales y su Mirada Logística". Revista Logistec, 24(2), Sección en La Mira. <http://www.logistec.cl>.
- [15] *ibid* 1p.
- [16] CHILE PAIS FORESTAL 2007. Ciclo forestal. [En línea] www.chilepaisforestal.cl
[consulta: 22 agosto 2007]
- [17] HAKKILA, P. 1995. Procurement of Timber for The Finnish Forest Industries. Helsinki, Finish Forest Research Institute, 128 p.
- [18] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A., Op. Cit. P2.

- [19] ANDALAF, A., LANDEROS, R., PERRET, J., 2005. Caracterización de la industria de transporte forestal en Chile y estrategias competitivas de las firmas. *Bosque (Valdivia)* 26(3):137-148
- [20] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A., Op. Cit. P14.
- [21] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A., Op. Cit. P12.
- [22] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A., Op. Cit. P12.
- [23] EPSTEIN, R., MORALES, R., SERÓN, J., WEINTRAUB, A., Op. Cit. P13.
- [24] MAPA FISICO VIII REGION 2007 [en línea]
<http://www.faisanes.cl/img/region08.jpg> [Consulta: 20 agosto 2007]
- [25] DIRECCIÓN DEL TRABAJO 2007. Jornada de trabajo. [En línea]
<http://www.dt.gob.cl/legislacion/1611/printer-61757.html> [Consulta: 20 agosto 2007]
- [26] COELLO C., C. A.2007. "Introducción a la Computación Evolutiva". México, D.F., CINVESTAV-IPN, Sección de Computación. Clase N°2.
- [27] *ibid* P9.
- [28] LÓPEZ J., A. 2005. Diseño de un algoritmo evolutivo multiobjetivo paralelo. Tesis de grado de Maestro en Ciencias en la Especialidad de Ingeniería Eléctrica opción Computación. México D.F., Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, Depto. De Ingeniería Eléctrica Sección Computación 6p.

[29] HIDALGO, J., CERVIGÓN, C., Una revisión de los algoritmos evolutivos y sus aplicaciones. (Resumen)

[30] PÉREZ S. A. 1996. "Una Introducción a la Computación Evolutiva". 5p.

[31]DORRONSORO D., B. 2002. Algoritmos evolutivos celulares con ratio vecindario-población dinámica. Memoria de E.T.S.I Informática. España, Universidad de Málaga, Departamento de lenguaje y ciencias de la computación, 28p.

[32] DIEGO JOSE. 2006. Optimización de la distribución de planta de instalaciones industriales mediante algoritmos genéticos. Valencia, Universidad politécnica de valencia, Departamento de Proyectos de Ingeniería.

[33] LÓPEZ J., A. 2005. Diseño de un algoritmo evolutivo multiobjetivo paralelo. Tesis de grado de Maestro en Ciencias en la Especialidad de Ingeniería Eléctrica opción Computación. México D.F., Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, Depto. De Ingeniería Eléctrica Sección Computación. P8.

[34] ibid P8.

[35] LÓPEZ J., A., Op Cit P10.

[36] LÓPEZ J., A., Op Cit P10.

[37] REYES S., M. M. 2002. Estudio de algunos aspectos teóricos de los algoritmos genéticos. Tesis para obtener el grado de Maestro en Inteligencia Artificial. México, Universidad Veracruzana. P25.

[38] ibid P25.

[39] LUCKEN M., C. D. 2003. Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo: Un Estudio Comparativo en un Ambiente Paralelo Asincronico. Trabajo de Tesis desarrollado como parte de los requerimientos para el grado de Máster en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Asunción.P12.

[40] COELLO C., C. A.2006. "Introducción a la Computación Evolutiva"(Notas de Curso). México, D.F., CINVESTAV-IPN, Sección de Computación. 58p.

[41]MUÑOZ D., L. 2006. Uso de herencia para optimización evolutiva con restricciones. Tesis de Maestro en Ciencias de la computación. México, Instituto Tecnológico de apizaco. 13p

[42] COELLO C., C. A.2006. Op Cit. 57p.

[43] MUÑOZ D., L., Op. Cit. ,15p

[44] COELLO C., C. A.2006. Op. Cit. 60p

[45] MUÑOZ D., L., Op. Cit. ,16p.

[46]ROMERO, C. 1993. Teoría de la Decisión Multicriterio: Conceptos, Técnicas y Aplicaciones. Madrid, Alianza Editorial, S.A. 19p.

[47] ibid 24p.

[48] ROMERO, C. Op. Cit. 28p.

[49]COELLO C., C. A. 2005. "Introducción a optimización multiobjetivo usando metaheurísticas" México D.F, CINVESTAV-INP. Sección de Computación. Clase N°1.

[50] ROMERO, C. Op. Cit. 25p.

[51] TORRES M., E. A. 2006. Elección de portafolios de inversión a través de un micro algoritmo genético para la optimización multiobjetivo. Memoria de Ingeniero Civil en Informática. Concepción, Universidad del Bío-Bío, Facultad de Ciencias Empresariales. 16p.

[52] BAÑOS N., R. 2006. Meta-heurísticas híbridas para optimización Mono-Objetivo y Multi-Objetivo. Paralelización y Aplicaciones. Tesis Doctoral para optar al grado de Doctor en Informática. Almería, Universidad de Almería, Departamento de Arquitectura de Computadores y Electrónica. 27p.

[53] LUCKEN M., C. D. 2003. Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo: Un Estudio Comparativo en un Ambiente Paralelo Asincronico. Trabajo de Tesis desarrollado como parte de los requerimientos para el grado de Máster en Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional de Asunción. 47p.

[54] COELLO C., C. A. 2005. "Introducción a la Optimización Multiobjetivo Usando Meta heurísticas". México, D.F., CINVESTAV-IPN, Sección de Computación. Clase N° 1, Pág.

[55] LUCKEN M., C., D. Op. Cit., 59p

[56] LUCKEN M., C. D., Op. Cit., 60p

[57] MOSCATO P. Una Introducción a los Algoritmos Meméticos. School of Electrical Engineering and Computer Science, University of Newcastle, Callaghan, NSW, 2308, Australia

[58] Moscato P., Cotta C. 2003. Una introducción a los Algoritmos Meméticos. Revista iberoamericana de Inteligencia Artificial. N°19, 131-148. ISSN 1137-3601.

[59] Moscato P., Cotta C., Op. Cit.

[60]BAESLER, Felipe, CEBALLOS, Luis y RAMIREZ, Milton. PROGRAMACIÓN MULTIOBJETIVO DE MÁQUINAS MOLDURERAS A TRAVÉS DE ALGORITMOS MEMÉTICOS. *Maderas, Cienc. tecnol.*, 2006, vol.8, no.3, 183-192p. ISSN 0718-221X.

[61] Ishibuchi. H, Yoshida. T., Murata., T., Balance between Genetic Search and Local Search in Hybrid Evolutionary Multi-Criterion Optimization Algorithms (resumen).

[62]Murata T. 1997. Genetic Algorithms for Multi-Objective Optimización. Doctoral Thesis at Osaka Prefecture University. Osaka, Graduate School of Engineering. 75-76p.

7 ANEXOS

7.1 ANEXO A: ANTECEDENTES FORESTALES

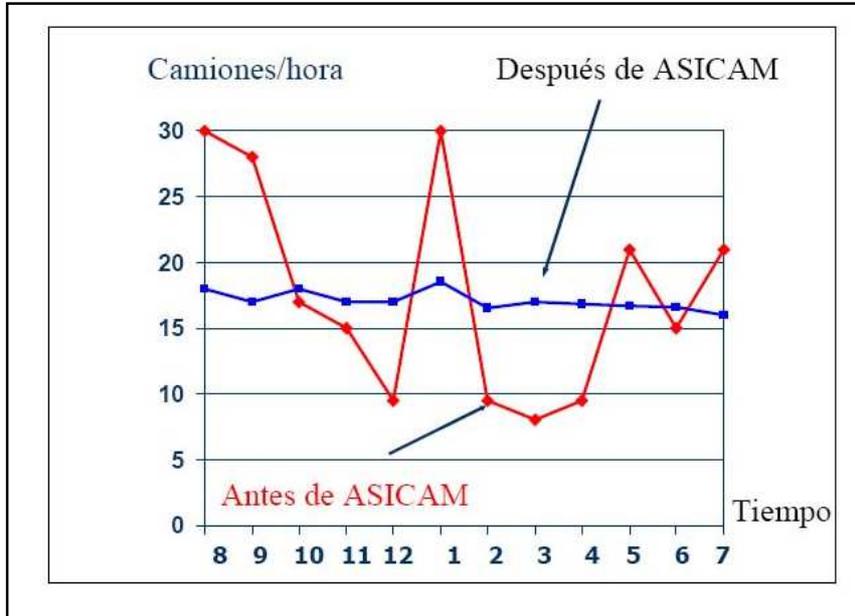
Cuadro A.1: Comparación de las exportaciones del mes de Mayo en los años 2006 y 2007.

EXPORTACIONES ENERO MAYO 2007
(MILLONES DE US\$)

	Mayo 2006	Mayo 2007	VAR % 07/06	Ene-Mayo 2006	Ene-Mayo 2007	VAR % 07/06
SILVICOLAS:	2,3	1,0	-56,5	9,3	5,0	-46,2
Rollizos aserrable	0,0	0,0	0,0	0,0	0,5	0,0
Rollizos pulpables	0,0	0,0	-	0,6	0,3	-50,0
Otros	2,3	1,0	-56,5	8,7	4,2	-51,7
				0,0	0,0	
PROD. FORESTALES Y MUEBLES:	198,3	195,0	-1,7	827,0	814,5	-1,5
Basas y madera aserrada pino radiata	74,1	83,3	12,4	309,7	325,5	5,1
Astillas	15,8	20,3	28,5	90,5	90,1	-0,4
Madera cepillada	35,4	17,6	-50,3	133,9	90,0	-32,8
Tableros de fibra	24,6	28,4	15,4	100,0	110,9	10,9
Tableros de partículas	1,5	1,9	26,7	5,2	9,6	84,6
Obras de carpintería	10,0	8,2	-18,0	40,7	38,3	-5,9
Pallets	1,8	3,4	88,9	7,0	11,6	65,7
Los demás	35,1	31,9	-9,1	140,0	138,5	-1,1
				0,0	0,0	
CELULOSA , PAPEL OTROS:	210,2	209,5	-0,3	755,0	1.127,3	49,3
Cel. Cruda	16,7	20,8	24,6	68,8	84,8	23,3
Cel. Blanq.	143,8	137,6	-4,3	464,8	825,8	77,7
Papel periódico	15,6	13,4	-14,1	67,2	65,2	-3,0
Cartulina	15,7	18,7	19,1	73,0	75,3	3,2
Los demás	18,4	19,0	3,3	81,2	76,2	-6,2
				0,0	0,0	
TOTAL	410,8	405,5	-1,3	1.591,3	1.946,8	22,3

Fuente: CORMA: Corporación Chilena de la Madera, con información del Banco Central

Gráfico A.1: Tasa de llegada de camiones, el antes y después de ASICAM



7.2 ANEXO B: ALGORITMOS EVOLUTIVOS MULTI OBJETIVOS

Figura B.1: Diagrama de Flujo Algoritmo SPEA

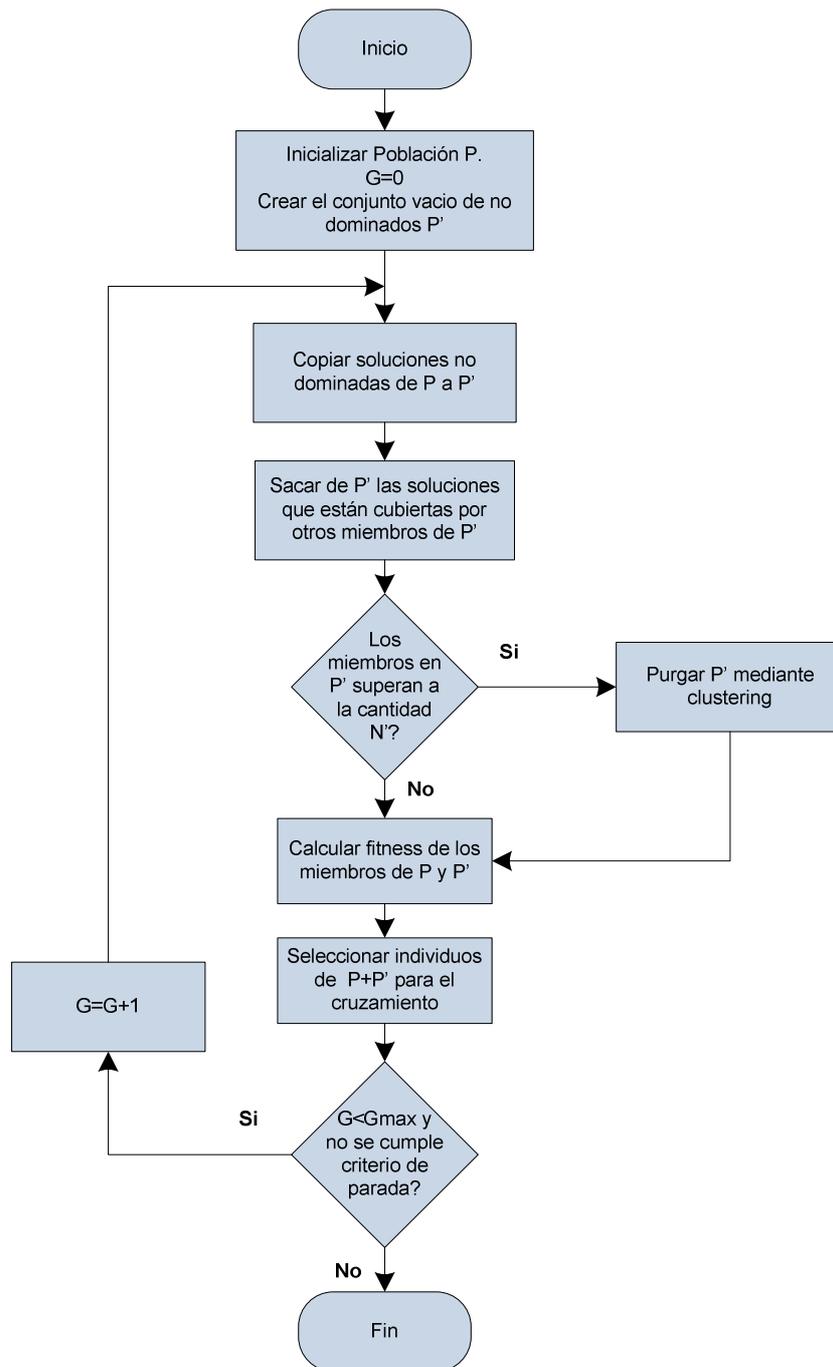


Figura B.2: Diagrama de flujo Algoritmo MEMÉTICO

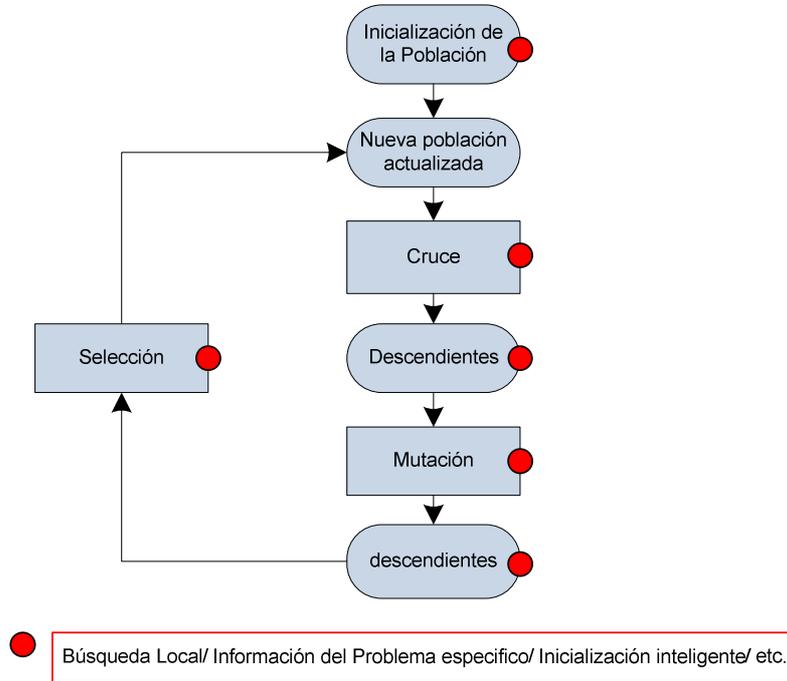
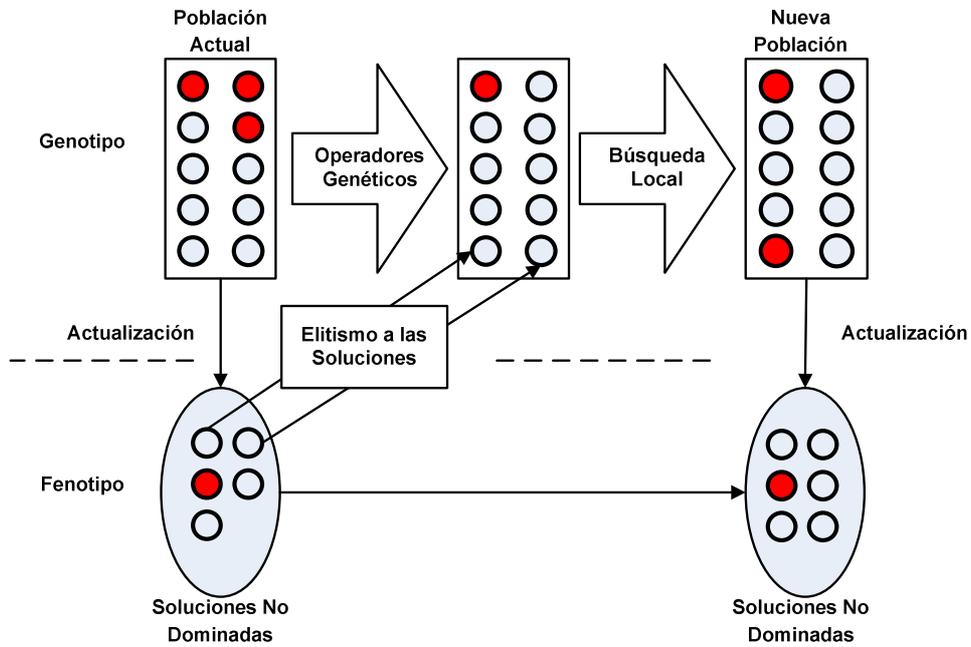


Figura B.3: Diagrama de flujo MOGLS.



7.3 ANEXO C: INFORMACIÓN DE ENTRADA.

Tabla C.1: Programación entregada por ASICAM

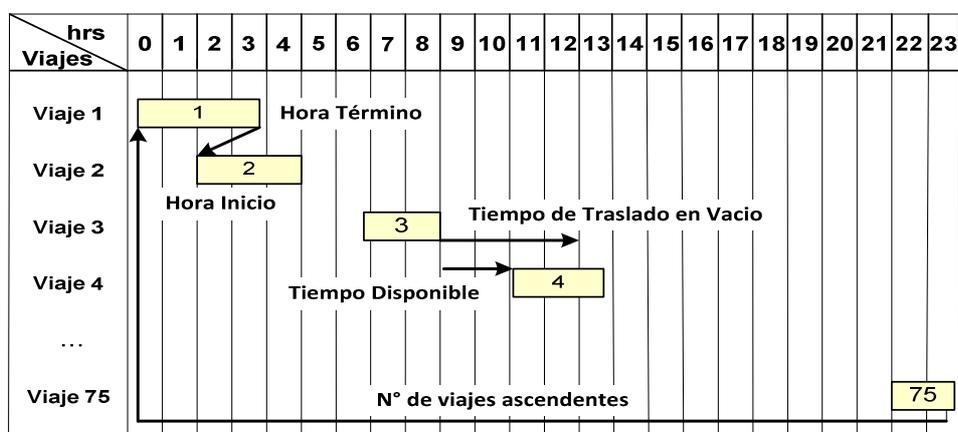
N° Viaje	N° ASICAM	F_PROG	ORIGEN	DEST_ANTERIOR	TRANSP	PATENTE	HO	MO	DESTINO	HD	MD	ORIG_SIGUIENTE	CT	TP
1	22001	22-feb	AS_ITATA	PLIRQUEN_MS	DELSA	43	0	15	SVTI	2	35	*****	24	11
2	22020	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	40	7	0	CORONEL_MV	9	20	PANELES_ITA	24	11
3	22024	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	57	7	0	HORCONESI	9	15	ASCOLORAD	24	10
4	22025	22-feb	ASCOLORAD	*****	DELSA	63	7	0	HORCONESII	8	5	ASCOLORAD	24	10
5	22026	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	45	7	15	CORONEL_MV	9	35	AS_ITATA	24	11
6	22029	22-feb	ASCOLORAD	*****	DELSA	53	7	15	HORCONESII	8	20	ASCOLORAD	24	10
7	22030	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	56	7	15	HORCONESI	9	30	ARAUCANA	24	10
8	22031	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	39	7	30	CORONEL_MV	9	50	PANELES_ITA	24	11
9	22032	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	60	7	30	HORCONESI	9	45	ARAUCANA	24	10
10	22033	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	42	7	45	CORONEL_MV	10	5	AS_ITATA	24	11
11	22034	22-feb	ASCOLORAD	*****	DELSA	61	7	45	HORCONESI	8	50	ARAUCANA	24	10
12	22035	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	62	7	45	HORCONESI	10	0	ARAUCANA	24	10
13	22036	22-feb	PANELES_ARA	*****	DELSA	5	8	0	CORONEL_MS	10	15	BPT_HORCON	24	10
14	22037	22-feb	HORCOII_BPT	*****	DELSA	10	8	0	SITRANS_LENKA	10	45	PANELES_ARA	24	10
15	22038	22-feb	PANELES_ITA	*****	DELSA	36	8	0	SVTI	10	15	PANELES_ITA	24	11
16	22039	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	37	8	0	SVTI	10	20	AS_ITATA	24	11
17	22043	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	59	8	0	HORCONESI	10	30	ARAUCANA	24	10
18	22046	22-feb	HORCOII_BPT	*****	DELSA	9	8	15	AS_CORONEL	9	30	BPT_HORCON	24	10
19	22047	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	38	8	15	SVTI	10	45	AS_ITATA	24	11
20	22049	22-feb	PANELES_ITA	*****	DELSA	43	8	15	SVTI	10	35	PANELES_ITA	24	11
21	22052	22-feb	ASCOLORAD	*****	DELSA	52	8	15	CORZA_CORONEL	10	35	ASCOLORAD	24	10

22	22054	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	55	8	15	CORONEL_MV	11	30	ASCOLORAD	24	10
23	22056	22-feb	PANELES_ARA	*****	DELSA	7	8	30	SITRANS LENGA	11	50	HORCOII_BPT	24	10
24	22057	22-feb	HORCONESI	*****	DELSA	11	8	30	AS_CORONEL	11	21	HORCOII_BPT	24	10
25	22058	22-feb	PANELES_ITA	*****	DELSA	44	8	30	CORONEL_MS	10	45	AS_ITATA	24	11
26	22062	22-feb	ARAUCANA	*****	DELSA	51	8	30	RANCOWOOD	11	45	ASCOLORAD	24	10
27	22069	22-feb	PANELES_ITA	*****	DELSA	41	8	45	CORONEL_MS	11	0	AS_ITATA	24	11
28	22073	22-feb	ASCOLORAD	HORCONESII	DELSA	63	8	50	SITRANS LENGA	11	40	ASCOLORAD	24	10
29	22074	22-feb	BPT_HORCON	*****	DELSA	2	9	0	SVTI	11	50	BPT_HORCON	24	10
30	22077	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	48	9	0	CORONEL	11	1	PANELES_ITA	24	10
31	22080	22-feb	ASCOLORAD	HORCONESII	DELSA	53	9	5	HORCONESI	10	15	ARAUCANA	24	10
32	22081	22-feb	PANELES_ARA	*****	DELSA	13	9	15	P_SECO	12	30	BPT_HORCON	24	10
33	22091	22-feb	REMA_HORCONES	*****	DELSA	4	9	30	SVTI	12	25	HORCOII_BPT	24	10
34	22100	22-feb	PANELES_ARA	*****	DELSA	3	9	45	P_SECO	13	0	PANELES_ARA	24	10
35	22106	22-feb	HORCOII_BPT	*****	DELSA	12	10	0	SITRANS LENGA	12	45	PANELES_ARA	24	10
36	22108	22-feb	ASCOLORAD	HORCONESI	DELSA	57	10	0	REMA_LOMAS	12	50	*****	24	10
37	22111	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	61	10	35	AS_CORONEL	14	20	*****	24	10
38	22112	22-feb	AS_ITATA	*****	DELSA	46	10	36	SITRANS LENGA	13	16	AS_ITATA	24	10
39	22113	22-feb	BPT_HORCON	AS_CORONEL	DELSA	9	10	45	SVTI	13	30	HORCONESI	24	10
40	22114	22-feb	PANELES_ITA	*****	DELSA	47	10	45	P_SECO	13	15	AS_ITATA	24	10
41	22136	22-feb	BPT_HORCON	CORONEL_MS	DELSA	5	12	0	SITRANS LENGA	14	45	*****	24	10
42	22137	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	62	12	1	HORCONESI	14	16	ASCOLORAD	24	10
43	22140	22-feb	PANELES_ITA	CORONEL	DELSA	48	12	16	SVTI	14	31	*****	24	10
44	22141	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	53	12	16	HORCONESI	14	46	*****	24	10
45	22142	22-feb	ASCOLORAD	CORZA_CORONEL	DELSA	52	12	20	REMA_HORCONES	13	25	ASCOLORAD	24	10
46	22144	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	59	12	31	HORCONESI	15	16	*****	24	10
47	22146	22-feb	HORCONESII	PLIRQUEN_MV	DELSA	8	12	45	CORONEL_MV	14	0	BPT_HORCON	24	10
48	22148	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	56	12	46	HORCONESI	15	31	*****	24	10
49	22153	22-feb	ARAUCANA	HORCONESI	DELSA	60	13	1	HORCONESI	15	46	*****	24	10
50	22156	22-feb	ASCOLORAD	CORONEL_MV	DELSA	55	13	15	HORCONESI	14	31	*****	24	10
51	22159	22-feb	AS_ITATA	LOS_ANGELES	DELSA	49	13	21	SVTI	15	36	*****	24	10

52	22160	22-feb	PANELES_ARA	SITRANS_LENCA	DELSA	10	13	25	CORONEL_MS	15	40	*****	24	10
53	22163	22-feb	ASCOLORAD	RANOWOOD	DELSA	51	13	30	HORCONESI	15	1	*****	24	10
54	22167	22-feb	ASCOLORAD	SITRANS_LENCA	DELSA	63	13	50	CORONEL_MV	16	10	*****	24	10
55	22191	22-feb	PANELES_ITA	CORONEL_MV	DELSA	40	15	0	SVTI	17	15	AS_ITATA	24	11
56	22192	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MV	DELSA	45	15	0	SVTI	17	20	AS_ITATA	24	11
57	22193	22-feb	AS_ITATA	P_SECO	DELSA	47	15	0	SITRANS_LENCA	17	40	*****	24	10
58	22198	22-feb	HORCONESI	REMA_HORCONES	DELSA	11	15	15	SVTI	18	5	*****	24	10
59	22199	22-feb	PANELES_ITA	CORONEL_MV	DELSA	39	15	15	SVTI	17	30	AS_ITATA	24	11
60	22200	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MV	DELSA	42	15	15	SVTI	17	35	AS_ITATA	24	11
61	22204	22-feb	PANELES_ARA	SITRANS_LENCA	DELSA	12	15	25	CORONEL_MS	17	40	*****	24	10
62	22205	22-feb	AS_ITATA	SITRANS_LENCA	DELSA	46	15	26	SITRANS_LENCA	18	6	*****	24	10
63	22206	22-feb	PANELES_ITA	SVTI	DELSA	36	15	30	CORONEL_MS	17	45	AS_ITATA	24	11
64	22207	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	37	15	30	CORONEL_MV	17	50	AS_ITATA	24	11
68	22210	22-feb	BPT_HORCON	CORONEL_MV	DELSA	8	15	45	SVTI	18	35	*****	24	10
66	22211	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	38	15	45	CORONEL_MV	18	5	AS_ITATA	24	11
67	22214	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MS	DELSA	44	16	0	CORONEL_MV	18	20	AS_ITATA	24	11
68	22216	22-feb	PANELES_ARA	P_SECO	DELSA	3	16	10	SVTI	19	50	*****	24	10
69	22217	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MS	DELSA	41	16	15	CORONEL_MV	18	35	AS_ITATA	24	11
70	22226	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	40	22	0	CORONEL_MV	23	59	*****	24	11
71	22228	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	45	22	15	CORONEL_MV	23	59	*****	24	11
72	22230	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	39	22	30	CORONEL_MV	23	59	*****	24	11
73	22232	22-feb	AS_ITATA	SVTI	DELSA	42	22	45	CORONEL_MV	23	59	*****	24	11
74	22234	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MS	DELSA	36	23	0	CORONEL_MV	23	59	*****	24	11
75	22238	22-feb	AS_ITATA	CORONEL_MV	DELSA	41	23	59	SVTI	23	59	*****	24	11

NOTA: En los os últimos 6 viajes, se cambio la hora de termino a 23:59, para efectos de cálculo en la planilla Excel.

Cuadro C.1: Tipos de Infactibilidades



7.4 ANEXO D: RESULTADOS

Tabla D.1: Secuencias de viajes de los óptimos generales

Jornada Laboral Promedio	388,417	389,057	400,647	402,515	438,094	464,097	443
N° Camiones	36	35	34	33	32	31	36

Camión N°	Secuencias de viajes						Secuencias ASICAM
1	1;5;38	12	8	21;48	27;42	20;67;70	29
2	6;31	62;70	14;50;65;71	10	13;41	8	34;68
3	4;28;51	32;55	18;40;56	4;28	19;61	4;31;48	33
4	65;72	22;48	5;38;60	7;39;66	18,40;63	7;39;66;72	13;41
5	15	24;50;58	4;28	31	29;55	29;64	23
6	3;36;69;74	9	33;57	30;46	10;44	30;46	47;65
7	19;68;71	14;53	21;45;64	13;41	14;53	13;41	18;39
8	30;43	34;59	16	19;52	23;67;72	19;52	14;52
9	16;53	17	26;54	1; 9	12	1;9	24;58
10	23;64;75	16	2;37;66;75	18;38;55	32;56	18,38;63	35;61
11	8	5;38;66;72	11;35	8	17;46	10	32
12	29;57	13;41	27;48	5;40;60	4;28;51	5;40;55	15;63;74
13	7;39;67;70	6;31	24;52	26;54	20;50;58	26;54	16;64
14	2;37;63	21;42	20;47;67;74	2;37;65;73	3;36;60	2;37;65;74	19;66
15	9	2;37;61	32;63	12	2;37;65;73	12	8;59;72

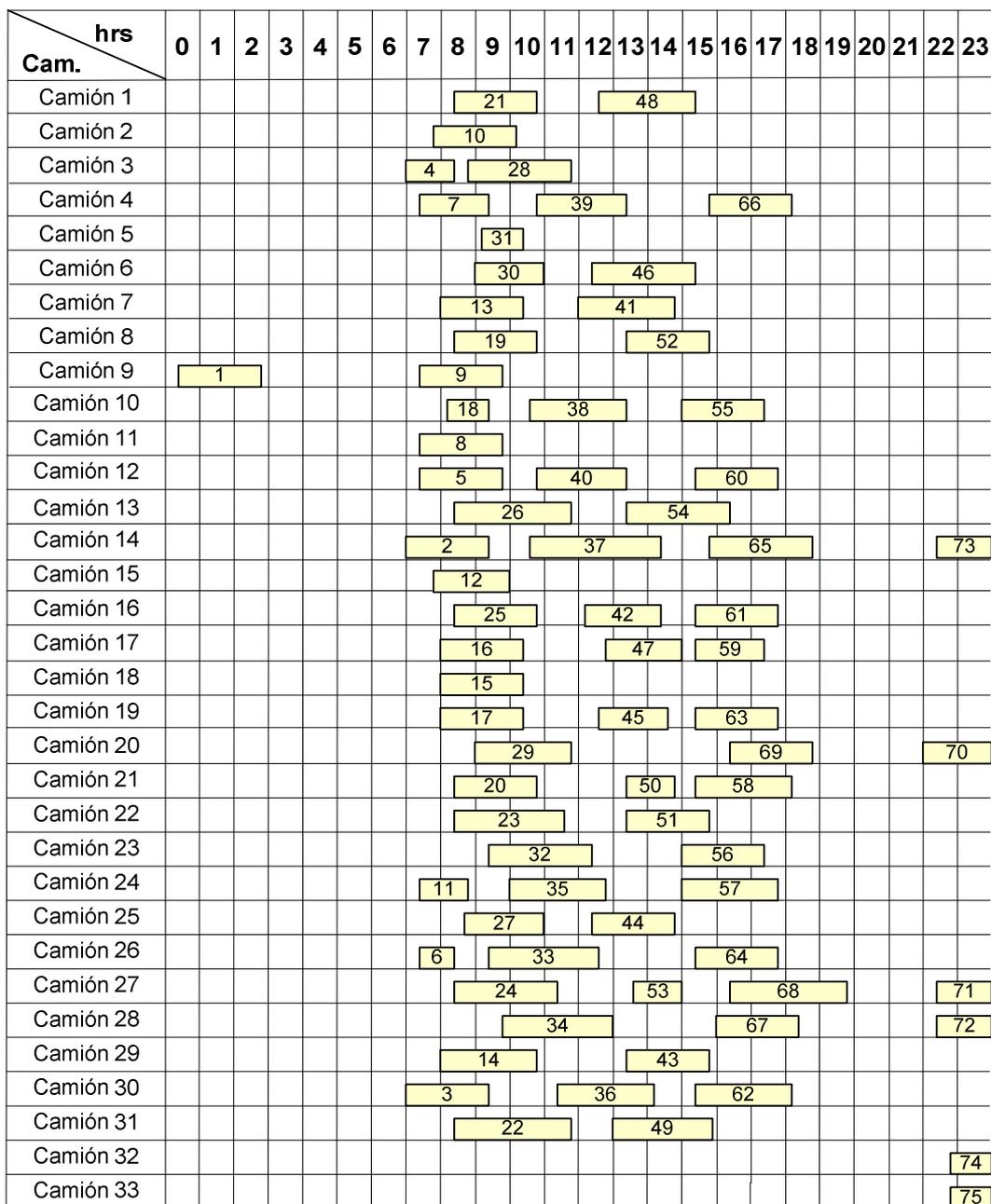
16	13	27;49	1;3	25;42;61	25;43	25;45;61	2;55;70
17	12	11;35;56	30;44	16;47;59	24;54	16;47;59	27;69;75
18	22;52	10;43	25;43	15	34;69;71	17;42	10;60;73
19	32;59	4;28	22;49	17;45;63	30;49	15;60	1;20
20	17;48	30;65;75	34;58	29;69;70	5;38;57	28;69;73	25;67
21	41	17;44	7;39;68;72	20;50;58	21;47;59	21;50;58	5;56;71
22	10	3;36;60	29;62;70	23;51	6;33;64	23;51	38;62
23	21;42	18;39;68;71	19;53	32;56	11;35;62;74	32;56	40;57
24	27;44	40	13;41	11;35;57	1;7;39;68;70	11;35;57	30;43
25	18;40	15;45;64	17;46	27;44	26;52	27;44	51
26	33;66	33;67;74	36;55	6;33;64	22;48	6;33	26;53
27	20;56	23;51	10;42;61	24;53;68;71	9	24;53;68;71	21;45
28	34;55	19;54	23;51	34;67;72	31	34;62;75	6;31;44
29	24;50;58	26;52	6;31	14;43	14;45;66	14;43	22;50
30	26;54	20;47;63	15	3;36;62	8	3;36	7;48
31	45;61	25;46	12	22;49	16	22;49	3;36
32	11;35	29;57	9	74	75		17;46
33	14;62;73	8	69;73	75			9;49
34	47;60	69	59				11;37
35	25;46	73					12;42
36	49						4;28;54

Cuadro D.1: Grafica de la Situación Inicial de Asignación entregada por ASICAM

Cam.	hrs																							
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23
Camión 1										29														
Camión 2											34							68						
Camión 3											33													
Camión 4									13				41											
Camión 5										23														
Camión 6													47				65							
Camión 7									18			39												
Camión 8										14							52							
Camión 9										24							58							
Camión 10											35						61							
Camión 11											32													
Camión 12										15							63							74
Camión 13										16							64							
Camión 14										19							66							
Camión 15										8							59							72
Camión 16										2							55							70
Camión 17											27							69						75
Camión 18										10							60							73
Camión 19											20													
Camión 20											25							67						
Camión 21											5						56							71
Camión 22												38					62							
Camión 23												40					57							
Camión 24											30			43										
Camión 25															51									
Camión 26											26				53									
Camión 27											21			45										
Camión 28										6	31			44										
Camión 29											22			50										
Camión 30										7				48										
Camión 31											3		36											
Camión 32											17			46										
Camión 33											9			49										
Camión 34											11			37										
Camión 35											12			42										
Camión 36										4	28			54										

Jornada Laboral Promedio 443 minutos

Cuadro D.2: Grafica de la reasignación entregada por SPEA (33 camiones)

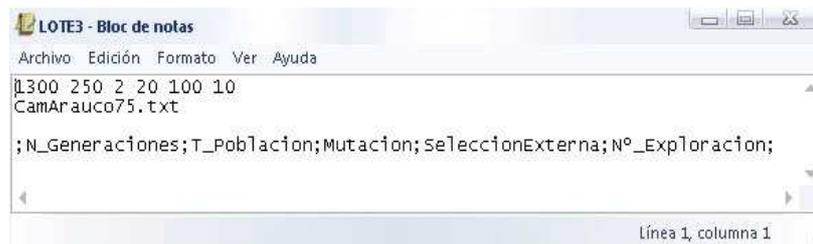


Jornada Laboral Promedio 402.515 minutos

7.5 ANEXO E: TUTORIAL PARA LA EJECUCION DEL LOS PROGRAMAS

Cada programa contiene tres archivos: un ejecutable y dos bloc de notas.

Paso 1: Ingresar los parámetros correspondientes al algoritmo en cuestión, en el archivo lote3.txt y guardar los cambios.



Paso 2: Abrir el archivo que tiene el nombre del algoritmo a ejecutar, en el aparece una pantalla, donde se debe ingresar:

- El nombre del archivo que contiene los parámetros llamado lote3.txt indicado en el Paso 1.
- Número de objetivos.
- Número de corridas



Paso 3: Esperar a que el archivo se ejecute. El tiempo de ejecución dependerá de los parámetros ingresados y el número de corridas. Las soluciones correspondientes al algoritmo son entregadas en archivos bloc de notas.