

UNIVERSIDAD DE CONCEPCIÓN - CHILE  
FACULTAD DE INGENIERIA  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

*Diseño e implementación de un algoritmo basado en  
Simulated Annealing para resolver la localización y  
ruteo de camiones de biomasa con restricciones de  
capacidad.*

por  
**Macarena Alejandra Muñoz Olave**

Profesor Guía:  
**Dra. Lorena Pradenas Rojas**

Concepción, Enero de 2015

Tesis presentada a la

**DIRECCIÓN DE POSTGRADO  
UNIVERSIDAD DE CONCEPCION**



Para optar al grado de

**MAGISTER EN INGENIERÍA INDUSTRIAL**

This study was partially supported by the grants: BASALCONICYT-FB0816 and ECOS/CONICYT N° C13E04



## RESUMEN

*Diseño e implementación de un algoritmo basado en Simulated Annealing para la localización y ruteo de camiones de biomasa con restricciones de capacidad.*

**Macarena Alejandra Muñoz Olave**

**Enero, 2015**

PROFESOR GUIA: Dra. Lorena Pradenas Rojas

PROGRAMA: Magíster en Ingeniería Industrial

El presente trabajo trata del problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad (CLRP), y su aplicación en la localización y ruteo de camiones de biomasa con restricciones de capacidad. El CLRP consiste en dado un conjunto de localizaciones potenciales, una flota homogénea de vehículos, ambos con restricciones de capacidad y costos de apertura y un conjunto de clientes con demandas conocidas, se debe determinar el conjunto de depósitos a abrir, los clientes a asignar y las rutas de los vehículos, minimizando la suma del costo total, compuesto por costos de abrir un depósito, costos fijos de los vehículos usados y el costo del ruteo.

Para resolver los problemas, un método basado en *Simulated Annealing* fue propuesto. Experimentos computacionales muestran que el desempeño del algoritmo es aceptable y permite obtener soluciones en tiempo computacionales razonables.

**Palabras Claves:** Problema de localización y ruteo, biomasa, simulated annealing, algoritmos metaheurísticos.

## ABSTRACT

*Design and implementation of an algorithm based on Simulated Annealing to solve the location and routing of biomass trucks with capacity constraints .*

**Macarena Alejandra Muñoz Olave**

**January, 2015**

THESIS SUPERVISOR: Dra. Lorena Pradenas Rojas

PROGRAM: Master in Industrial Engineering

The present work deals with the capacitated location routing problem (CLRP) and its application to location and routing of biomass trucks with capacity constraints. The CLRP consists in given a set of potential depots, a homogeneous fleet of vehicles, both with capacity constraints and opening costs, and a set of customers with known demands, the method should determine a subset of depots to open, assigning customers to them and determining vehicles routes. The objective is to minimize the sum of the total costs, including cost of open depots, the fixed costs of vehicles used and the total costs of the routes.

To solve the problems a metaheuristic method based on *Simulated Annealing* was designed. Computational experiments on benchmarking instances and a real case show that the performance of algorithm is acceptable, and allow to obtain a solutions within reasonable computational times.

**Keywords:** Location routing problem, biomass, simulated annealing, metaheuristic algorithms.

## Indice

<b>CAPITULO I Introducción.....</b>	<b>1</b>
1.1 Antecedentes generales .....	1
1.2 Hipótesis.....	2
1.3 Objetivos .....	2
1.4 Metodología de la investigación .....	3
<b>CAPITULO II Descripción del problema y revisión bibliográfica. ....</b>	<b>4</b>
2.1 Descripción del estudio de caso .....	4
2.2 Revisión bibliográfica de la logística de la biomasa.....	5
2.3 El problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad.....	7
2.3.1 <i>Modelo matemático</i> .....	7
2.3.2 <i>Revisión bibliográfica del problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad</i> .....	9
2.3.3 <i>Estado del arte</i> .....	9
2.3.4 <i>Instancias de prueba disponibles en la literatura</i> .....	13
2.4 Antecedentes del Problema de Localización y Ruteo.....	15
<b>CAPITULO III Método.....</b>	<b>20</b>
3.1 Método de solución.....	20
3.2 Antecedentes de <i>Simulated Annealing</i> .....	20
3.3 Funcionamiento de <i>Simulated Annealing</i> .....	21
3.4 Decisiones genéricas .....	23
3.4.1 <i>Parámetros del problema</i> .....	23
3.5 Decisiones específicas del problema.....	24
3.5.1 <i>Espacio de solución</i> .....	24
3.5.2 <i>Representación de la solución</i> .....	24
3.5.3 <i>Generación de la solución inicial</i> .....	25

3.5.4	<i>Determinación de los vecindarios</i> .....	26
3.5.5	<i>Definición de factibilidad</i> .....	27
3.5.6	<i>Definición de función de evaluación</i> .....	27
3.5.7	<i>Generación de números pseudoaleatorios</i> .....	27
3.5.8	<i>Implementación computacional</i> .....	27
3.6	Funcionamiento del método propuesto .....	28
3.7	Calibración de parámetros.....	29
3.7.1	<i>Método de calibración</i> .....	29
3.7.2	<i>Diseño de experimentos</i> .....	29
3.7.3	<i>Procedimiento de calibración</i> .....	31
3.8	Metodología de estimación de los coeficientes del estudio de caso .....	32
	<b>CAPITULO IV Resultados y análisis.....</b>	<b>38</b>
4.1	Resultados de calibración de parámetros .....	38
4.2	Resultados de las instancias de la literatura .....	47
4.2.1	<i>Análisis de resultados de las instancias de la literatura</i> .....	49
4.3	Resultados del estudio de caso.....	49
4.3.1	<i>Identificación de proveedores (A) y disponibilidad de biomasa (C)</i> .....	50
4.3.2	<i>Identificación de localizaciones potenciales (B), capacidades (CapacC) y costos (CostoInsC) de los depósitos de biomasa</i> .....	52
4.3.3	<i>Caracterización de la flota de vehículos (CostoRC , CapacV) y costos de distancia (CostoDistancia)</i> .....	56
4.3.4	<i>Resultados de la instancia del estudio de caso</i> .....	56
4.3.5	<i>Análisis de resultados del estudio de caso</i> .....	56
	<b>CAPITULO V Conclusiones .....</b>	<b>59</b>
	<b>Trabajos futuros .....</b>	<b>60</b>
	<b>Referencias .....</b>	<b>61</b>

<b>Anexos.....</b>	<b>63</b>
<b>Anexo 1. Resultados del diseño de experimento.....</b>	<b>63</b>
<b>Anexo 2. Modelos de regresión lineal ajustados.....</b>	<b>66</b>
<b>Anexo 3. Resultados del grupo de análisis .....</b>	<b>74</b>
<b>Anexo 4. Transformación de coordenadas .....</b>	<b>78</b>



## Figuras

Figura 3.1 Representación de la solución propuesta y basada en Yu et al. (2010).....	24
Figura 3.2 Esquema de diseño de experimentos para un problema de optimización .....	30
Figura 3.3 Representación geométrica de un diseño experimental $2^{3-1}$ (Montgomery, 1997). .	31
Figura 3.4 Empresas de la agroindustria en la Región de O'Higgins.....	33
Figura 3.5 Centros de almacenamiento de biomasa .....	36
Figura 3.6 Camión de 20 m <sup>3</sup> .....	37
Figura 4.1 Superficie de solución para CLRP .....	44
Figura 4.2 Superficie de solución para CLRP (Continuación) .....	45
Figura 4.3 Representación de la mejor solución obtenida para el estudio de caso.....	57
Figura 4.4 Representación de ruteos de vehículos generados .....	58
Figura A4.1 Calculadora UTM->GEO .....	78



## Tablas

Tabla 2.1 Métodos de solución exactos para el CLRP (contenidos en Prodhon y Prins, (2014))	10
Tabla 2.2 Métodos de solución heurísticos para el CLRP (contenidos en Prodhon y Prins,(2014))	10
Tabla 2.3 Comparación de metaheurísticas recientes sobre instancias del CLRP.....	14
Tabla 2.4 Investigaciones realizadas para el LRP y sus principales variantes. ....	16
Tabla 2.5 Resumen de algunas de las aplicaciones del LRP a partir de Nagy y Salhi (2007).	19
Tabla 3.1 Relación entre SA y problemas de optimización combinatoria (Talbi, 2009). ....	21
Tabla 3.2 Algoritmo básico de <i>Simulated Annealing</i> .....	22
Tabla 3.3 Algoritmo propuesto para obtener la solución inicial.....	25
Tabla 3.4 Pseudocódigo método propuesto basado en <i>Simulated Annealing</i> .....	28
Tabla 3.5 Parámetros a calibrar .....	29
Tabla 3.6 Pasos para la calibración (Coy et al. 2001).....	31
Tabla 3.7 Pasos para obtener el conjunto de parámetros.....	32
Tabla 3.8 Demandas de biomasa de cada una de las calderas .....	34
Tabla 3.9 Estimación de costo de terreno y costo de construcción .....	35
Tabla 4.1 Instancias candidatas para analizar .....	38
Tabla 4.2 Grupo de análisis. ....	39
Tabla 4.3 Resultados del estudio piloto.....	39
Tabla 4.4 Matriz de variables codificadas para un diseño $2^{5-1}$ . ....	40
Tabla 4.5 Coeficientes de los modelos lineales. ....	41
Tabla 4.6 Gradiente de descenso para cada instancia.....	42
Tabla 4.7 Mejores parámetros según instancia.....	46
Tabla 4.8 Conjunto de parámetros calibrados. ....	46
Tabla 4.9 Instancias de Barreto, (2004).....	47
Tabla 4.10 Instancias de Prins et al. (2004).....	48
Tabla 4.11 Coordenadas de los proveedores y cantidad de biomasa.....	50
Tabla 4.12 Continuación de coordenadas de los proveedores y cantidad de biomasa .....	51
Tabla 4.13 Coordenadas de los centros de almacenamientos.....	52
Tabla 4.14 Capacidad y costos de abrir un centro .....	52
Tabla 4.15 Evaluación económica del centro 1 .....	53

Tabla 4.16	Evaluación económica del centro 2 .....	53
Tabla 4.17	Evaluación económica del centro 3 .....	54
Tabla 4.18	Evaluación económica del centro 4 .....	54
Tabla 4.19	Evaluación económica del centro 5 .....	55
Tabla 4.20	Evaluación económica del centro 6 .....	55
Tabla 4.21	Resultado para el estudio de caso. ....	56
Tabla	A1.1 Resultados del diseño de experimentos .....	63
Tabla	A1.2 Continuación de resultados del diseño de experimentos. ....	64
Tabla	A1.3 Continuación de resultados del diseño de experimentos. ....	65
Tabla	A2.1 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 20-5-2a .....	66
Tabla	A2.2 ANOVA para el modelo de Instancia 20-5-2a.....	66
Tabla	A2.3 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Min92-27x5.....	67
Tabla	A2.4 ANOVA para el modelo de Instancia Min92-27x5 .....	67
Tabla	A2.5 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Gaskell67-32x5(2) ..	68
Tabla	A2.6 ANOVA para el modelo de Instancia Gaskell67-32x5(2).....	68
Tabla	A2.7 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Christofides69-50x5	69
Tabla	A2.8 ANOVA para el modelo de Instancia Christofides69-50x5 .....	69
Tabla	A2.9 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Daskin95-88x8.....	70
Tabla	A2.10 ANOVA para el modelo de Instancia Daskin95-88x8 .....	70
Tabla	A2.11 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 100-10-3b .....	71
Tabla	A2.12 ANOVA para el modelo de Instancia 100-10-3b .....	71
Tabla	A2.13 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 200-10-2b. ....	72
Tabla	A2.14 ANOVA para el modelo de Instancia 200-10-2b. ....	72
Tabla	A2.13 Pruebas estadísticas para los coeficientes del estudio de caso.....	73
Tabla	A2.14 ANOVA para el modelo del estudio de caso.....	73
Tabla	A3.1 Establecimiento de los parámetros para la instancia 20-5-2a. ....	74
Tabla	A3.2 Establecimiento de los parámetros para la instancia Min92-27x5. ....	74
Tabla	A3.3 Establecimiento de los parámetros para la instancia Gaskell67-32x5(2). ....	75
Tabla	A3.4 Establecimiento de los parámetros para la instancia Christofides69-50x5....	75
Tabla	A3.5 Establecimiento de los parámetros para la instancia Daskin95-88x8.....	76
Tabla	A3.6 Establecimiento de los parámetros para la instancia 100-10-3b.....	76
Tabla	A3.7 Establecimiento de los parámetros para la instancia 200-10-2b.....	77
Tabla	A3.8 Establecimiento de los parámetros para estudio de caso .....	77

## Tabla de nomenclaturas

<b>Nomenclatura</b>	<b>Descripción</b>
2P-GTS	: Tabu search granular en dos fases
2P-HGTS	: Algoritmo heurístico híbrido de dos fases
ALNS	: Búsqueda en entorno variable adaptativo
AS	: Albareda-Sambola
BHBF	: Búsqueda binaria de abeja de miel
CFLP	: Problema de localización de instalaciones capacitadas
CLRP	: Problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad
CVRP	: Problema de ruteo de vehículos capacitado
EDSS	: Sistema de soporte de decisiones medioambientales
ELS	: Búsqueda local evolutiva
GA	: Algoritmo genético
GIS	: Sistemas de información geográficos
GRASP	: Procedimiento de búsqueda adaptativa golosa
ILP	: Programación lineal entera
ILS	: Búsqueda local iterada
LRGTS	: Heurística cooperativa entre Tabu Search Granular y Relajación Lagrangeana
LRP	: Problema de localización y ruteo
MA PM	: Algoritmo memético con manejo de población
MACO	: Algoritmo de optimización de colonia de hormigas
MDVRP	: Problema de ruteo de vehículos multi-depósitos
PR	: Path Relinking
PSO	: Optimización por enjambre de partículas
SA	: Simulated annealing
SALRP	: Simulated annealing para el CLRP
VLNS	: Búsqueda en vecindario variable ampliado
VND	: Descenso por entornos variables
VNS	: Búsqueda en vecindario variable
VRP	: Problema de ruteo de vehículos

# CAPITULO I Introducción

## 1.1 Antecedentes generales

El diseño de una red de distribución es un problema altamente combinatorial, que ha sido altamente abordado mediante diferentes problemas en el área de la investigación de operaciones, ya que gran parte de los costos logísticos asociados a una organización son relevantes. Este tipo de problema incluye por un lado, decisiones estratégicas, por ejemplo, mediante la localización de instalaciones y por otro, decisiones operacionales, como el ruteo vehículos. Las primeras son de largo plazo, mientras que las segundas son de corto a mediano plazo.

A partir del año 1968, se descubre que los problemas de localización y el problema de ruteo son interdependientes, pues las decisiones de localización de instalaciones afectan las decisiones de ruteo de vehículos y viceversa, luego en el año 1989 se demuestra que al resolver estos problemas de manera separada, frecuentemente se alcanzan soluciones no óptimas. Desde el año 2007, se ha incrementado el número de publicaciones relacionadas al problema de localización y ruteo de vehículos.

El presente estudio aborda el problema de localización de depósitos de biomasa y el ruteo de camiones a ellos. El problema es desarrollado en la Región de O'Higgins, Chile, el objetivo es determinar las localizaciones de los almacenes de biomasa, y el ruteo de camiones que recolectan la biomasa disponible de los proveedores, considerando las restricciones de capacidad de los depósitos y de los camiones. El objetivo es minimizar el costo total del sistema de recolección de biomasa hacia los depósitos. Este problema se origina debido a la necesidad de de estimar los costos asociados a la cadena de suministro de focos energéticos identificados a partir de fuentes de biomasa cercanas, en un Proyecto de Calefacción Centralizada para la ciudad de Rancagua. Cabe mencionar que el proyecto al momento de realizar el levantamiento de información, se encuentra en una fase de estudios de factibilidad, por lo que los coeficientes requeridos para la ejecución de la instancia del caso real son estimados.

Se propone en este estudio, una metaheurística basada en *Simulated Annealing* para resolver el problema de localización de depósitos de biomasa y ruteo de camiones a ellos con restricciones de capacidad en los depósitos y en los camiones. Se utiliza *Simulated Annealing* como método de solución debido a que ha sido el más utilizado en los artículos científicos revisados para abordar los problemas de localización y ruteo con restricciones de capacidad y

porque no se ha usado como método de solución en los problemas de diseño e implementación de la cadena de suministro de biomasa.

El presente trabajo posee la siguiente estructura. En el capítulo II se describe el problema y la revisión bibliográfica. En el capítulo III, se propone y explica el método de solución para resolver el problema, el procedimiento de calibración y se detalla la metodología para resolver el estudio de caso. En el capítulo IV, los resultados de la calibración, del desempeño del método propuesto en la ejecución de las instancias de prueba de la literatura, los resultados alcanzados en la estimación de los coeficientes del estudio de caso y el resultado para la instancia del estudio de caso, son presentados, además del análisis de los resultados de cada apartado. Finalmente, en el capítulo V, se presentan las conclusiones obtenidas en el desarrollo del presente estudio.

## 1.2 Hipótesis

Es posible resolver el problema de localización de depósitos de biomasa y ruteo de camiones a ellos mediante un algoritmo metaheurístico.

## 1.3 Objetivos

- **Objetivos generales**

El objetivo general del presente estudio es:

- Desarrollar un algoritmo basado en *Simulated Annealing* para resolver el problema de localización de depósitos de biomasa y ruteo de camiones a ellos.

- **Objetivos específicos**

Los objetivos específicos son:

- Proponer un algoritmo de solución basado en *Simulated Annealing* para el problema de localización de depósitos de biomasa y ruteo de camiones a ellos.
- Implementar computacionalmente el algoritmo propuesto.
- Determinar los parámetros del algoritmo propuesto.
- Comparar los resultados obtenidos con las instancias de prueba de la literatura.

- Estimar los coeficientes para el caso real.
- Probar el algoritmo propuesto con el caso real, utilizando los parámetros calibrados y los coeficientes estimados.

#### 1.4 Metodología de la investigación

La metodología para abordar el estudio se detalla a continuación:

- **Revisión bibliográfica:** En esta etapa se investiga acerca del problema de localización de depósitos y ruteo de vehículos en general, identificando sus características, tales como su complejidad, variantes, entre otras, y los métodos de solución utilizados para resolver el problema.
- **Elección del método de solución:** Una vez identificados los métodos de solución, se procede a seleccionar el método a utilizar, decidiendo entre los métodos heurísticos.
- **Modelamiento metaheurístico del problema:** Se estudian las características del método de solución elegido, con el propósito de realizar su implementación computacional.
- **Implementación computacional del método propuesto:** Se seleccionan las instancias de prueba de la literatura, además se desarrolla el algoritmo del método de solución, para posteriormente implementarlo en un lenguaje de programación.
- **Pruebas del método propuesto:** En esta etapa se procede a realizar el proceso de calibración de parámetros y posteriormente se realizan las pruebas con las instancias seleccionadas de la literatura.
- **Estimación de coeficientes para el caso real:** Se desarrolla un método de estimación de los coeficientes necesarios para utilizar el método propuesto de solución.
- **Prueba del método propuesto en el caso real:** Se procede a probar el método de solución propuesto con la instancia del caso real.

## **CAPITULO II Descripción del problema y revisión bibliográfica.**

En este capítulo se presenta en la primera sección la descripción del problema de localización de depósitos de biomasa y el ruteo de camiones a ellos, que es abordado como el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad (CLRP) de la literatura. Luego en la segunda sección se presenta una revisión bibliográfica que menciona los métodos utilizados en la logística de la biomasa. Posteriormente, en la tercera sección se presentan antecedentes del CLRP, que es una variante del problema de localización y ruteo general (LRP), para finalmente detallar los antecedentes del LRP.

### **2.1 Descripción del estudio de caso**

El estudio de caso es desarrollado en la Región de O'Higgins, Chile, el problema tuvo su origen en la necesidad de estimar los costos asociados a la cadena de suministro de focos energéticos, identificados a partir de fuentes de biomasa cercanas, en un Proyecto de Calefacción Centralizada para la ciudad de Rancagua. Las fuentes biomasa a utilizar en este proyecto son principalmente carozos, es decir, cuesco de aceituna, cuesco de ciruela y cuesco de durazno, debido a que poseen un alto poder calorífico<sup>1</sup>. Cabe mencionar que el proyecto al momento de realizar el levantamiento de información, se encuentra en una fase de estudios de factibilidad, por lo que los coeficientes requeridos para la ejecución de la instancia del caso real son estimados.

El objetivo del problema de localización de depósitos de biomasa y el ruteo de camiones a ellos, es determinar las localizaciones de los almacenes de biomasa, así como el ruteo de camiones que recolectan la biomasa disponible de los proveedores, considerando las restricciones de capacidad de los depósitos y de los camiones. El objetivo es minimizar el costo total del sistema de recolección de biomasa hacia los depósitos de almacenamiento (Muñoz, 2013).

Para resolver el estudio de caso, se estiman los siguientes coeficientes:

- Localización y disponibilidad de biomasa de los proveedores.
- Localizaciones potenciales, costos de apertura y capacidades de los depósitos de biomasa.

---

<sup>1</sup> [http://www.mma.gob.cl/1304/articles-56174\\_Prefactibilidad\\_Rancagua.pdf](http://www.mma.gob.cl/1304/articles-56174_Prefactibilidad_Rancagua.pdf)

- Caracterización de la flota de vehículos (costos de utilización y capacidad), costo asociado a la distancia recorrida.

Esta biomasa almacenada en los depósitos, tiene como propósito abastecer a un sistema de calefacción centralizada. Un sistema de calefacción centralizada consta de una caldera de biomasa, que posee un contenedor o silo de almacenaje, que alimenta a la caldera mediante un tornillo sin fin o de succión. El calor generado durante la combustión de biomasa, es transmitido al circuito de agua en el intercambiador incorporado en la caldera. El agua caliente generada es distribuida y usada para calefacción o para agua caliente sanitaria.

## **2.2 Revisión bibliográfica de la logística de la biomasa**

La biomasa, que es la energía solar convertida en materia orgánica, es una fuente de energía renovable con una importancia creciente, debido a su versatilidad, pues permite obtener electricidad, calefacción, refrigeración y biocombustibles, además que su combustión en condiciones apropiadas permite disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero y de material particulado, comparado con el uso de combustibles fósiles, tales como el petróleo (Muñoz, 2013).

Las principales barreras que limitan el uso de la biomasa están relacionadas con el alto costo de las operaciones logísticas y de las tecnologías de conversión de la biomasa en energía útil (electricidad, calor, etc.). Dentro de las operaciones logísticas destacan el costo de transporte y el costo de almacenamiento como los principales, ya que debido al bajo poder calorífico de la biomasa en general, se requiere el transporte y almacenamiento de grandes cantidades para igualar el poder calorífico de los combustibles fósiles, lo que implica a su vez, grandes espacios para su almacenaje, especialmente cuando ésta presenta una disponibilidad estacional (Rentizelas et al., 2009).

La logística de la biomasa es abordada mediante diferentes métodos, tales como el estudio de Perpiñá et al., (2009), que desarrolla y aplica una metodología basada en los sistemas de información geográficos (*Geographic Information Systems, GIS*), y centrada en las estrategias de logística y transporte, para localizar una red de plantas de bioenergía alrededor de una región. Los objetivos principales de esta metodología son: identificar y cuantificar las fuentes de biomasa en el área de estudio, desarrollar e implementar la metodología para identificar la mejor localización de las plantas de bioenergía e identificar

geográficamente las fuentes de biomasa y las mejores localizaciones para las plantas de bioenergía para cada área de estudio. Esta metodología fue aplicada en España, evaluando 13.167 localizaciones potenciales para situar la planta de bioenergía, la posición más adecuada es determinada mediante una evaluación económica. Se evalúa económicamente cada una de las localizaciones potenciales, considerando la suma de los siguientes costos: costos fijos asociados a la carga y descarga (recursos humanos, tiempo y combustible utilizado), además de costos fijos asociados al proceso de compactación de la biomasa, estos costos son proporcionales al número de viajes necesarios para transportar la biomasa desde la fuente hasta el depósito, también considera el costo variable que es proporcional a la distancia recorrida. Esta suma de costos fijos y variables es dividida por la disponibilidad total de biomasa en la región de estudio. No se menciona el tiempo usado en el desarrollo del caso de estudio.

Otro método es el desarrollado por Frombo et al., (2009), y está basado en el sistema de soporte de decisiones medioambientales (*Environmental Decision Support System, EDSS*), que es un modelo de decisión estratégica. Este método propuesto se caracteriza por contar con tres módulos, que son: GIS, una base de datos y un método de optimización, donde las variables de decisión son: la capacidad de la planta y la biomasa cosechada en un área específica. La función objetivo es la suma de los costos de instalación y mantenimiento de la planta, la recolección y transporte de la biomasa, menos los ingresos por la venta de energía a precios de mercado. El lenguaje de programación del módulo de optimización es Lingo 8.0. El método propuesto es aplicado en un caso de estudio en Cairo Montenotte, Provincia de Savona, en Liguria, Italia, donde se fija la localización de una planta de bioenergía, y se identifican 506 parcelas para el abastecimiento de biomasa de esta planta. No se menciona el tiempo utilizado en la obtención de las soluciones.

Finalmente, el trabajo de De Meyer et al., (2014), presenta un resumen de los métodos de optimización y de los modelos centrados en el diseño y administración de la cadena de suministro para las plantas de bioenergía abastecidas de biomasa. Los estudios son clasificados según: la metodología usada en la optimización matemática, el nivel de decisión y las variables usadas y los objetivos optimizados. Dentro de las metodologías usadas en la optimización matemática se encuentran la programación matemática: lineal, entera, lineal entera mixta y no lineal, además de heurísticas y análisis de decisión multicriterios. Todos estos modelos de optimización resuelven casos específicos. Los métodos heurísticos utilizados

son: *Genetic Algorithm (GA)*, *Binary Honey Bee Foraging (BHBF)* y *Particle Swarm Optimisation (PSO)*.

De esta revisión bibliográfica se observa que no se ha utilizado la heurística *Simulated Annealing* como método de solución, además que los problemas tratados consideran en su mayoría variables de decisiones estratégicas (De Meyer et al., 2014).

### **2.3 El problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad.**

El problema de localización de depósitos de biomasa y ruteo de camiones a ellos es abordado como el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad (*Capacitated Location-routing Problem, CLRP*), que es una variante del LRP, las restricciones de capacidad están consideradas tanto para los vehículos como para los depósitos o instalaciones. El CLRP, tiene como objetivo obtener el número óptimo de vehículos y determinar la localización de las instalaciones, con el menor costo total del sistema, resolviendo de manera simultánea los siguientes tres sub-problemas (Escobar et al., 2013):

1. El problema de ruteo de vehículos capacitado (*Capacitated Vehicle Routing Problem, CVRP*).
2. El problema de localización de instalaciones capacitadas (*Capacitated Facility Location Problem, CFLP*).
3. El problema de ruteo de vehículos multi-depósitos (*Multi-depot Vehicle Routing Problem, MDVRP*).

En cuanto a su complejidad, el CLRP pertenece a la clase de problemas NP-difícil, pues combina tres sub-problemas NP-difícil: CVRP, CFLP y MDVRP (Escobar et al., 2013).

#### **2.3.1 Modelo matemático**

Yu et al., (2010) formulan matemáticamente el problema como sigue: se define a  $G(V,E)$ , como una red compuesta por nodos y aristas no direccionadas, donde  $V$  representa el conjunto de nodos compuestos por: un subconjunto  $I$  de tamaño  $m$ , donde  $m$  corresponde al número de localizaciones potenciales para los depósitos, y un subconjunto  $J=V/I$  de tamaño  $n$ , donde  $n$  es el número de clientes.  $E$  es un conjunto de aristas que conectan cada par de nodos en  $V$ , considerando que cada conjunto de aristas  $(i,j) \in E$  tiene asociado un costo  $c_{ij}$ , que es mayor o igual a cero.

Por otro lado, cada depósito  $i \in I$  tiene asociada una capacidad  $W_i$  y un costo de apertura denominado  $O_i$ . Cada cliente  $j \in J$  tiene una demanda determinística  $d_j$ , que es mayor o igual a cero, y que debe ser satisfecha por un solo vehículo.

Se define al conjunto  $K$  de vehículos idénticos con capacidad  $Q$  disponible. Cada vehículo, cuando es utilizado por el depósito  $i$ , se le asocia un costo fijo dependiente del depósito, denotado como  $F_i$ , y además cada vehículo realiza una sola ruta, donde cada ruta debe comenzar y terminar en el mismo depósito, y su carga total no debe exceder la capacidad del vehículo. La carga total de cada ruta asignada a cada depósito, no debe sobrepasar la capacidad del depósito.

Como variables del modelo matemático presentado por Yu et al (2010), se definen:

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{Si el depósito } i \text{ es abierto} \\ 0 & \text{En caso contrario} \end{cases}$$

$$f_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{Si el cliente } j \text{ es asignado al depósito } i \\ 0 & \text{En caso contrario} \end{cases}$$

$$x_{jlk} = \begin{cases} 1 & \text{Si la arista } (j,l) \text{ es cubierta desde } j \text{ a } l \text{ en la ruta realizada por el vehículo } k \in K. \\ 0 & \text{En caso contrario} \end{cases}$$

Así, el problema es formulado por el siguiente modelo entero binario.

$$\text{Min } z = \sum_{i \in I} O_i y_i + \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{k \in K} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} F_i x_{ijk} \quad (1)$$

Sujeto a

$$\sum_{k \in K} \sum_{i \in V} x_{ijk} = 1 \quad \forall j \in J \quad (2)$$

$$\sum_{j \in J} \sum_{i \in V} d_j x_{ijk} \leq Q \quad \forall k \in K \quad (3)$$

$$\sum_{j \in J} d_j f_{ij} \leq W_i y_i \quad \forall i \in I \quad (4)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ijk} - \sum_{j \in V} x_{jik} = 0 \quad \forall i \in V, k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in J} x_{ijk} \leq 1 \quad \forall k \in K \quad (6)$$

$$\sum_{i \in S} \sum_{j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1 \quad \forall S \subseteq J, k \in K \quad (7)$$

$$\sum_{u \in J} x_{iuk} + \sum_{u \in V \setminus \{j\}} x_{ujk} \leq 1 + f_{ij} \quad \forall i \in I, j \in J, k \in K \quad (8)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\} \quad \forall i \in I, j \in V, k \in K \quad (9)$$

$$y_i \in \{0,1\} \quad \forall i \in I \quad (10)$$

$$f_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall i \in I, j \in V \quad (11)$$

La función objetivo (1), corresponde a la suma de los costos de los centros abiertos, más la suma de los costos de viaje y los costos fijos asociados con el uso de los vehículos. El conjunto de restricciones (2), aseguran que cada cliente pertenezca sólo a una ruta, y además que cada cliente tenga sólo un predecesor en la ruta. Las restricciones del conjunto (3) están asociadas a las restricciones de capacidad de los vehículos de cada una de las rutas, mientras que el conjunto (4) son las restricciones de capacidad de los depósitos. Las restricciones (5) y (6) garantizan la continuidad de cada ruta, y además que cada ruta termine en el mismo depósito donde la ruta comenzó. El conjunto de restricciones (7), son las restricciones que se encargan de eliminar los sub-tour. Las restricciones (8) aseguran, que cada cliente debe ser asignado a un depósito si existe una ruta que lo conecta. Finalmente los conjuntos de restricciones (9), (10) y (11) especifican que las variables utilizadas en la formulación son binarias.

Cabe mencionar que el costo  $c_{ij}$  cuando  $i$  y  $j$  son ambas localizaciones potenciales debe ser un número suficientemente grande, pues no se permite la conexión entre depósitos.

### 2.3.2 Revisión bibliográfica del problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad

El problema en estudio en este trabajo, es el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad (CLRP), por lo que en esta sección se presentan algunos de los estudios sobre el tema, y una breve descripción de los métodos utilizados en sus propuestas de solución y también los conjuntos de instancias clásicas de prueba.

### 2.3.3 Estado del arte

El estado del arte más reciente, para el problema de localización y ruteo es realizado por Prodhon y Prins (2014), quienes presentan en su estudio las investigaciones que abordan el CLRP. Debido a que el problema en estudio combina tres sub-problemas NP-difícil (Escobar et al., 2013), son pocos los trabajos realizados que han utilizado métodos exactos. Estas

investigaciones realizadas, se resumen en la Tabla 2.3 y fueron clasificadas por Prodhon y Prins (2014).

<b>Tipo</b>	<b>Método de solución</b>	<b>Autores</b>
Cota inferior	Método basado en planos cortantes	Barreto (2004)
	Algoritmo de <i>Branch and Price</i>	Akca et al. (2009)
Métodos exactos	Algoritmo de <i>Branch and Cut</i>	Belenguer et al. (2011)
	Programación dinámica y métodos ascendentes	Baldacci et al. (2011)
	Algoritmo de <i>Branch and Cut and Price</i>	Contardo et al. (2013)

Tabla 2.1 Métodos de solución exactos para el CLRP (contenidos en Prodhon y Prins, (2014))

En el estudio de Prodhon y Prins, (2014), menciona que en general los trabajos, que usan métodos exactos, resuelven instancias con hasta 50 clientes y 5 o 10 depósitos, mientras que algunos problemas pueden ser resueltos considerando instancias de 200 clientes y 10 o 14 depósitos, usando los métodos de programación dinámica y métodos ascendentes o el algoritmo de *Branch and Cut and Price*.

En el estado del arte de Prodhon y Prins (2014), se presentan los artículos científicos que utilizan métodos heurísticos, resumidos en la Tabla 2.4.

<b>Tipo</b>	<b>Método de solución</b>	<b>Autores</b>
Heurísticas constructivas	Algoritmo heurístico secuencial	Barreto et al., 2007
	Método secuencial de 4 pasos	Lopes et al., 2008
Metaheurísticas basadas en vecindarios	GRASP-PR	Prins et al. 2006
	GRASP-ELS	Duhamel et al. 2010
	SA	Yu et al. 2010
	VND	Jabal-Ameli et al., 2011
Metaheurísticas basadas en poblaciones	MA PM	Prins et al. 2006
	MACO	Ting y Chen, 2013
Metaheurísticas con métodos exactos	LRGTS	Prins et al., 2007
	VLNS	Pirkwieser y Raidl, 2010
	2P-GTS	Escobar et al., 2013
	GRASP+ILP	Contardo et al., 2013

Tabla 2.2 Métodos de solución heurísticos para el CLRP (contenidos en Prodhon y Prins,(2014))

Como se observa en las Tablas 2.3 y 2.4, los métodos de solución utilizados para resolver el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad son en su mayoría métodos heurísticos, debido a la complejidad misma del problema.

A continuación se presentan algunos trabajos no incluidos en los estudios de Prodhon y Prins (2014) y Nagy y Salhi (2007):

- Nadizadeh et al., (2011), en esta investigación se implementa un método de agrupación greedy de cuatro fases (GCM-LRP), para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad. El método consiste en agrupar los clientes en clúster, mediante un algoritmo de búsqueda golosa, luego se seleccionan los depósitos más apropiados para asignar los clúster de clientes. Finalmente se usa *Ant Colony System* (ACS) para crear las rutas entre los clientes y los depósitos abiertos. El desempeño de este método es medido, considerando el conjunto de instancias de Barreto (2004), que es un conjunto de instancias clásicas del CLRP, obteniendo soluciones en tiempos computacionales aceptables.

- Escobar and Linfati, (2012), desarrollan un método de solución basado en *Simulated Annealing* con un espacio de búsqueda granular para resolver el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad. En una primera fase, utilizan un método híbrido que combina métodos exactos y heurísticos, para encontrar una solución inicial, que posteriormente es mejorada mediante *Simulated Annealing*. En esta primera fase, localizan los depósitos, reduciendo el espacio de búsqueda y resolviendo en una segunda fase un problema de ruteo de vehículos de múltiples depósitos, donde se utiliza un espacio de búsqueda granular. El método es medido, considerando las instancias de Tuzun y Burke, (1999) y Barreto (2004), que son instancias clásicas de prueba para el CLRP, obteniendo nuevas mejores soluciones en tiempos computacionales aceptables.

- Contardo et al., (2013), comparan cuatro diferentes formulaciones matemáticas para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad, introduciendo tres nuevas formulaciones matemáticas, considerando las nuevas familias de inecuaciones válidas y algoritmos de separación. El método de solución usado es un nuevo algoritmo de *Branch and Cut*, para resolver cada una de las formulaciones. El método fue medido considerando algunas instancias de Tuzun y Burke (1999), Barreto (2004), sólo aquellas con una cantidad de clientes menor a 100, y considerando otras instancias utilizadas para medir el desempeño de los

algoritmos exactos. Los resultados obtenidos para ambas formulaciones, muestran que el método usado alcanza buenas soluciones, en cuanto al tiempo computacional, las formulaciones con dos índices, permiten obtener soluciones en tiempos menores, en comparación con las formulaciones con tres índices.

- Escobar et al., (2014), proponen un método de solución para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad denominado, búsqueda en vecindario variable con *Tabu Search Granular* (GVTNS), este método combina *Tabu Search Granular* (GTS), con un algoritmo de búsqueda en vecindario variable (VNS). El método es medido considerando las instancias de Tuzun y Burke (1999), Barreto (2004) y Prins et al., (2004), que conforman el grupo de instancias clásicas del prueba para el CLRP. La eficiencia y eficacia del método se demuestra, en obtener nuevas mejores soluciones en tiempos computacionales aceptables.

- Yu and Maghfiroh, (2014), desarrollan un método de solución para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad. Este método híbrido es denominado búsqueda en vecindario variable con *Path-Relinking* (VNSPR), y consiste en unir una búsqueda en un vecindario variable (VNS) y *Path-Relinking* (PR). En este método se utiliza VNS, para mejorar el desempeño del algoritmo. La metaheurística híbrida incluye una búsqueda en vecindario descendente (VND), como un componente de la búsqueda local. Mientras que PR es usado como medio de intensificación y diversificación, pues este método genera nuevas soluciones mediante la exploración de trayectorias que conectan soluciones de alta calidad, desde aquellas soluciones elite. El método de solución propuesto es medido considerando las instancias de Tuzun y Burke (1999), Barreto (2004) y Prins et al., (2004), que conforman el grupo de instancias clásicas del prueba para el CLRP. Los resultados obtenidos muestran la competitividad del método, obteniendo soluciones en tiempo computacionales aceptables.

Finalmente se incluye el artículo científico publicado por Yu et al., 2010, ya que se utiliza para comparar los resultados del método propuesto. En este artículo científico Yu et al., 2010 utiliza *Simualted Annealing* para resolver el CLRP. En la búsqueda en vecindario se utilizan tres funciones, que se seleccionaban de manera aleatoria. Las funciones son 2-opt (sólo en los nodos enumerados como clientes), el movimiento swap e inserción, donde estas

dos últimas se realizaron sobre cualquier nodo, ya sea cliente o depósito. La heurística es probada con las tres instancias de la literatura: Tuzun y Burke (1999), Barreto (2004) y Prins et al., (2004), y sus resultados fueron comparados con otros métodos heurísticos aplicados al problema, obteniendo soluciones en un tiempo computacional aceptable.

#### **2.3.4 Instancias de prueba disponibles en la literatura**

El primer conjunto de instancias es propuesto por Tuzun and Burke, (1999), donde se consideraran 36 instancias con restricciones de capacidad, sólo en el ruteo para evaluar el desempeño de su método heurístico *Tabu Search* de dos niveles. Se consideraron instancias con 100, 150 y 200 clientes y con 10 o 20 localizaciones potenciales para los depósitos. Los clientes y depósitos corresponden a puntos aleatorios en el plano. El costo de viaje sobre un arco es calculado como la distancia euclidiana entre los puntos correspondientes a cada vértice del arco. La capacidad de los vehículos es de 150 y las demandas de los clientes son generadas aleatoriamente considerando, una distribución uniforme en el intervalo [11,20].

El segundo conjunto de instancias es desarrollado por Prins et al., (2004), y contiene 30 instancias con restricciones de capacidad, tanto en las rutas como en los depósitos. Se consideran instancias con 20, 50, 100 y 200 clientes y con 5 o 10 localizaciones potenciales para los depósitos. Al igual que en el conjunto anterior, los clientes y depósitos corresponden a puntos aleatorios en el plano. El costo de viaje, se obtiene con la correspondiente distancia euclidiana multiplicada por 100, y redondeada al siguiente entero superior. La capacidad es de 70 o 150, mientras que las demandas de los clientes son generadas aleatoriamente considerando, una distribución uniforme en el intervalo [11,20].

El tercer conjunto de instancias, es desarrollado por Barreto, (2004)), obtenidas de algunas instancias clásicas del Problema de Ruteo con Capacidades (CVRP), mediante la adición de depósitos con sus correspondientes capacidades y costos fijos. Consta de 13 instancias, donde los depósitos y las rutas poseen capacidades. Se consideraron un número de clientes dentro del intervalo [21,150] y con 5, 8 o 10 localizaciones potenciales para los depósitos. Cabe mencionar que no existen costos variables asociados a los depósitos, es decir, el costo de asignar un nuevo vehículo es cero y los costos de viajes no son redondeados. El costo de viaje, se obtiene con la correspondiente distancia euclidiana entre dos puntos.

Prodhon y Prins, (2014) incluyen un nuevo conjunto de instancias desarrolladas por Albareda-Sambola et al., (2005), para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad sólo en los depósitos, el nombre de esta instancia se presenta en la Tabla 2.5 con las siglas “AS”. Este conjunto está compuesto por 450 instancias, donde el número de clientes se encuentra dentro del intervalo [10,30], mientras que el número de depósitos se consideró de 5 o 10, con restricciones de capacidad en los depósitos y sin restricciones de capacidad en los vehículos.

Finalmente, en el trabajo realizado por Prodhon y Prins, (2014), se resumen los resultados obtenidos mediante algunas metaheurísticas desarrolladas, la información se presenta en la Tabla 2.5.

Instancias	AS		Tuzun		Barreto		Prodhon		Características computador
	Gap	CPU	Gap	CPU	Gap	CPU	Gap	CPU	
TS (Albareda-Sambola et al., 2005)	10,46	62,20							Sun Sparc 0.1
ILS (Derbel et al., 2010)	9,83	3,52							Pentium IV 3.20
GA x ILS (Derbel et al., 2012)	9,81	4,70							Pentium IV 3.20
VNS (Jarboui et al., 2013)	<b>9,70</b>	<b>1,17</b>							Core 2 Duo 2.40
GRASP + PR (Prins et al., 2006a)			3,16	163	1,62	20	3,50	97	Pentium IV 2.40
MA/PM (Prins et al., 2006b)			1,53	207	2,05	36	1,28	96	Pentium IV 2.40
LRGTS (Prins et al., 2007)			1,51	<b>22</b>	1,66	<b>18</b>	0,64	18	Pentium IV 2.40
GRASP x ELS (Duhamel et al., 2010)			0,97	607	<b>0,07</b>	188	0,97	258	Core 2 Quad 2.83
SALRP (Yu et al., 2010)			1,16	826	0,29	161	0,31	422	Core 2 Quad 2.60
VLNS (Pirkwieser & Raidl, 2010)			-	-	-	-	0,77	<b>7</b>	Core 2 Quad 2.83
GRASP x ELS (Duhamel et al., 2011)			-	-	-	-	0,53	208	Core 2 Quad 2.83
GRASP + ILS (Contardo et al., 2013b)			0,34	2.255	0,45	135	<b>0,12</b>	1.129	Xeon 3.00
VND (Jabal-Ameli et al., 2011)			5,59	-	4,17	-	-	-	Core 2 Duo 2.00
ALNS (Hemmelmayr et al., 2012)			<b>0,11</b>	830	0,15	177	0,30	451	AMD Opteron 2.20
MACO (Ting & Cheng, 2013)			0,91	202	0,07	49	0,26	191	Athlon XP 1.83
2P - HGTS (Escobar et al., 2013)			0,82	392	0,78	105	0,43	176	Core 2 Duo 2.00

Tabla 2.3 Comparación de metaheurísticas recientes sobre instancias del CLRP

(Prodhon y Prins, 2014).

## 2.4 Antecedentes del Problema de Localización y Ruteo.

El problema de localización y ruteo (LRP) clásico, resuelve de manera simultánea tres subproblemas, que son: el problema de localización de instalaciones (*Facility Location Problem*, FLP), el problema de ruteo de vehículos (*Vehicle Routing Problem*, VRP) y el problema de ruteo de vehículos multi-depósitos (*Multiple Depot Vehicle Routing Problem*) (Escobar et al., 2013).

El LRP clásico consta de un conjunto de localizaciones potenciales para los depósitos, también llamados instalaciones, de los que se debe determinar cuáles pueden ser abiertos u operados con el propósito de satisfacer las demandas de algún tipo de producto o servicio asociadas a un conjunto de clientes, además cada cliente debe ser visitado a lo más por un vehículo perteneciente a una flota homogénea, en cuanto a las rutas de cada vehículo, éstas deben iniciar y terminar en aquellos depósitos abiertos, y no se permite conexión entre los depósitos abiertos. El objetivo del LRP clásico, en la mayoría de los casos, es minimizar el costo de ruteo, es decir, la distancia recorrida, abriendo el menor número de depósitos y utilizando la menor cantidad de vehículos, satisfaciendo las necesidades de los clientes (Nagy y Salhi, 2007).

Para determinar la localización de instalaciones, se han desarrollado muchos modelos matemáticos, sin embargo en estos modelos el costo de transporte entre los depósitos y los clientes eran asumidos incorrectamente (Webb, 1968). En el estudio realizado por Webb (1968) se reconoció la interdependencia entre el problema de localización y el problema de ruteo, donde el hecho de que muchos clientes puedan ser atendidos por una sola ruta, con la restricción que la suma de las demandas no exceda la capacidad del vehículo asignado, reveló la necesidad de unir estos dos problemas.

El estado del arte más reciente fue realizado por Prodhon y Prins, (2014), quienes mencionan en su estudio que los artículos científicos que abordaban el LRP han aumentado rápidamente, desde el primer estado del arte publicado por Nagy y Salhi (2007). Nagy y Salhi (2007) presentan una clasificación de los métodos usados en los problemas de localización y ruteo, distinguiendo las variantes: determinísticas, estocásticas o problemas dinámicos, y aquellas versiones que consideran redes más complejas, tales como múltiples niveles, ruteo entre depósitos, entre otros. Prodhon y Prins (2014) abordan varias de las sugerencias de estudios futuros presentados por Nagy y Salhi (2007), además destacan que, en este estudio,

no se incluyen algunos trabajos publicados entre el año 2003 y 2006, tal como: el problema de ruteo de camión y remolque (*Truck and Trailer Routing Problem, TTRP*). Prodhon y Prins (2014) resumen los artículos publicados desde el año 2007 al año 2013 en la Tabla 2.1.

<b>Clases de problemas de localización y ruteo</b>	<b>2007</b>	<b>2008</b>	<b>2009</b>	<b>2010</b>	<b>2011</b>	<b>2012</b>	<b>2013</b>	<b>Total</b>
LRP con vehículos con capacidad infinita	1	0	0	1	0	1	1	4
LRP con depósitos con capacidad infinita	0	1	0	0	1	1	2	5
LRP con restricciones de capacidad (CLRP)	2	1	1	2	4	2	6	18
2-niveles LRP	1	0	1	1	1	4	0	8
Problema de ruteo de camión y remolque (TTRP)	0	0	2	2	3	1	2	10
LRP con especial o múltiples objetivos	1	1	0	1	1	3	0	7
Atributos adicionales sobre los nodos y vehículos	1	1	1	0	1	1	1	6
LRP con múltiple períodos	0	1	0	1	1	1	0	4
LRP con inventarios	1	0	0	1	1	0	1	4
LRP con datos inciertos	0	0	0	1	1	1	3	6
<b>Total</b>	<b>7</b>	<b>5</b>	<b>5</b>	<b>10</b>	<b>14</b>	<b>15</b>	<b>16</b>	<b>72</b>

Tabla 2.4 Investigaciones realizadas para el LRP y sus principales variantes.  
(Prodhon y Prins, 2014).

En la Tabla 2.1 se observa que el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad, posee la mayor cantidad de investigaciones, alcanzando en el año 2013 un total de 6 estudios, según el trabajo realizado por Prodhon y Prins, (2014).

Prodhon y Prins (2014) presentan los trabajos que abordaban el problema de localización y ruteo según el método de solución utilizado, identificando el uso de: métodos exactos y cotas inferiores, algoritmos de aproximación, heurísticas constructivas, metaheurísticas para vehículos o depósitos sin restricciones de capacidad, metaheurísticas basadas en vecindarios, metaheurísticas de población y multi-agente y otras metaheurísticas.

Prodhon y Prins (2014), también presentan en su investigación, los estudios que abordan los problemas de localización y ruteo en múltiples niveles, los problemas con depósitos móviles y los problemas de ruteo de camiones y remolques.

El problema de localización y ruteo con múltiples niveles considera, por ejemplo una red compuesta por tres capas, tales como: la fábrica, un almacenamiento intermedio y los clientes finales, donde las decisiones de localización pueden estar en la primera, en la segunda o en ambas capas. Dentro de esta clasificación se encuentra el problema de localización y ruteo con dos niveles (*Two - echelon Location-routing Problem, 2E-LRP*), que consiste en crear rutas con el objetivo de suplir a los depósitos intermedios a partir de distintas instalaciones o plantas de producción, que deben ser localizadas, mientras que los depósitos intermedios deben satisfacer las necesidades de los clientes. Las rutas a construir entre los depósitos intermedio y las plantas de producción, conforman el primer nivel o escalón de distribución, mientras que el segundo nivel o escalón corresponde a las rutas formadas desde los depósitos intermedios hasta los clientes (Prodhon y Prins, 2014).

Los problemas con depósitos móviles, consideran el ruteo de arcos con restricciones de capacidad y puntos de relleno (*Capacitated Arc Routing Problem with Refill Points, CARP-RP*), que es introducido por Amaya et al., (2007)), y modelado para el caso del mantenimiento de la red de carreteras, que consiste en disponer de un depósito central y un conjunto de caminos a ser pintados por un vehículo de servicio, que debe ser atendido en algún nodo por un vehículo de relleno, donde este vehículo debe retornar al depósito luego de cada *rendez-vous* (encuentro). El objetivo es determinar, el recorrido de cada vehículo de servicio y los respectivos encuentros con el vehículo de relleno, con el fin de minimizar la distancia total recorrida (Prodhon y Prins, 2014).

El problema de ruteo de camión y remolque es una variante del problema de ruteo de vehículos. Este problema considera una flota de camiones y una flota de remolques donde, algunos clientes pueden ser atendidos completamente por un camión y un remolque o sólo por un camión, sin embargo también se dispone de otros clientes que sólo pueden ser atendidos por un remolque (Chao, 2002).

Otros problemas considerados en el estudio realizado por Prodhon y Prins (2014), son los problemas de localización y ruteo con múltiples funciones objetivos o especiales. En esta categoría fueron presentados los problemas con instalaciones repulsivas, cuyo objetivo es minimizar la suma del costo de transporte y una medida de riesgo. Esta medida de riesgo está relacionada con evitar o reducir la exposición a las personas (Prodhon y Prins, 2014). También están contenidos los problemas planteados en situaciones de emergencia, relacionados con

problemas de optimización a gran escala de desastres, tales como: tsunamis o terremotos, además de crisis locales, como accidentes industriales o ataques terroristas. La función objetivo de estos problemas es frecuentemente orientada hacia el usuario, por ejemplo maximizar la cantidad de artículos de socorro distribuida en cada período de tiempo o minimizar el tiempo promedio de acceso a los lugares afectados (Prodhon y Prins, 2014). Se incluye en esta clasificación a los problemas: no lineales, colección de premios y objetivos min-max. Dentro de los problemas no lineales se menciona un trabajo donde se considera en la función objetivo no sólo los costos de ruteo, sino también los costos no lineales asociados a cada depósito abierto (Prodhon y Prins, 2014). Mientras que, para los problemas con colección de premios, se hace referencia a un problema planteado por las misiones de exploración de la superficie planetaria, que estudia Ahn et al., (2008), donde los depósitos corresponden a localizaciones de desembarque potenciales, los clientes son sitios de exploración con valores de ganancia, la función objetivo de este problema es maximizar la suma de ganancias, sujeto a recursos limitados tales como, un presupuesto y el combustible. Este problema puede ser tratado como, un problema de localización y ruteo generalizado con ganancias (*Generalized Location Routing Problem with Profits, GLRPP*) (Prodhon y Prins, 2014). Finalmente dentro de los problemas con objetivos min-max, se hace referencia al trabajo realizado por Xu et al., (2012), donde el objetivo es abrir algunos depósitos y construir las rutas hacia ellos, visitando todos los clientes y minimizando la duración del largo de la ruta, a los clientes no se les asocian demandas, y se considera un número máximo de rutas para cada depósito (Prodhon y Prins, 2014).

Además Prodhon y Prins (2014) incluyen, otras variantes del problema de localización y ruteo, tales como: problemas que incluyen atributos adicionales sobre los nodos o vehículos, problemas con múltiple períodos, problemas con administración de inventarios y con datos inciertos.

Finalmente, Drexler y Schneider, (2014), presentan una clasificación alternativa para el LRP. En este trabajo se menciona que, si bien existe una superposición con el estudio de Prodhon y Prins, (2014), se tiene como objetivo ofrecer mayores detalles de las investigaciones discutidas, con el propósito de no tener la necesidad de consultar la referencia original (Drexler y Schneider, 2014).

<b>Paper</b>	<b>Área de aplicación</b>	<b>País/Región</b>	<b>Depósitos</b>	<b>Clientes</b>
Watson-Gandy and Dohrn (1973)	Distribución de bebidas y alimentos	Reino Unido	40	300
Bednar and Strohmeier (1979)	Distribución de productos a consumidores	Austria	3	50
Or and Pierskalla (1979)	Localización de bancos de sangre	Estados Unidos	3	117
Jacobsen and Madsen (1980)	Distribución de diarios	Dinamarca	42	4510
Nambiar et al. (1981)	Localización de planta de caucho	Malasia	15	300
Perl and Daskin (1984, 1985)	Distribución de productos	Estados Unidos	4	318
Labbé and Laporte (1986)	Localización de buzones de cartas	Bélgica	S/I	S/I
Nambiar et al. (1989)	Localización de planta de caucho	Malasia	10	47
Semet and Taillard (1993)	Distribución de comestibles	Suiza	9	90
Kulcar (1996)	Recolección de desechos	Bélgica	13	260
Murty and Djang (1999)	Localización de equipo militar	Estados Unidos	29	331
Bruns et al. (2000)	Entrega de paquetes	Suiza	200	3200
Chan et al. (2001)	Evacuaciones médicas	Estados Unidos	9	52
Lin et al. (2002)	Entrega de cuentas	Hong Kong	2	27
Lee et al. (2003)	Diseño de redes ópticas	Corea	50	50
Wasner and Zäpfel (2004)	Entrega de paquetes	Austria	10	2042
Billionnet et al. (2005)	Diseño de redes de telecomunicaciones	Francia	6	70

S/I: Sin información

Tabla 2.5 Resumen de algunas de las aplicaciones del LRP a partir de Nagy y Salhi (2007).

## CAPITULO III Método

En este capítulo se presentan los antecedentes y operación del método usado en la solución propuesta, así como también el método de calibración de parámetros utilizados y la metodología utilizada para la estimación de los coeficientes para el caso de estudio.

### 3.1 Método de solución

En la revisión de la literatura, se observa que son escasos los estudios que abordan el CLRP mediante algoritmos exactos, ya que el tiempo computacional requerido para obtener una solución es muy alto, por lo que la mayoría de los estudios usan métodos heurísticos y frecuentemente métodos híbridos. Por otro lado, en la revisión de la literatura de la logística de la biomasa, se observa que en los artículos científicos que utilizan métodos heurísticos, no se ha usado *Simulated Annealing* como método de solución. Así, en el presente estudio se propone un método de solución basado en el algoritmo *Simulated Annealing*.

### 3.2 Antecedentes de *Simulated Annealing*

*Simulated Annealing* (SA) es una metaheurística que se basa en la simulación del proceso de enfriamiento de los metales y fue publicado por Metropolis et al. (1953) y popularizado por Kirkpatrick and Vecchi, (1983). SA es una variante de los métodos de búsqueda local, que permite movimientos ascendentes, con el propósito de evitar quedar atrapados en óptimos locales prematuramente. Este método ha demostrado ser una herramienta exitosa para resolver una amplia gama de problemas de optimización combinatoria.

Metropolis et al. (1953), modela el proceso de recocido (*annealing*), simulando los cambios energéticos en un sistema de partículas conforme disminuye la temperatura, hasta alcanzar un estado estable (congelado). Las leyes de la termodinámica dicen que a una temperatura  $t$ , la probabilidad de un incremento energético de magnitud  $\delta E$  se puede aproximar a través de la siguiente expresión:

$$\delta E = e^{-(\delta E/kt)} \quad (12)$$

En la expresión anterior,  $k$  es una constante física, denominada la constante de Boltzman, que en general no se considera, debido a que no tiene significado en los problemas

de optimización. El parámetro  $t$ , es un parámetro de control denominado temperatura. Así una solución que presente un incremento  $\delta$  en la función de costo, se acepta con una probabilidad dada por la expresión 12 por lo tanto, si se permite que  $t$  alcance valores suficientemente pequeños, ya no habría movimientos a peores soluciones y la convergencia sería a un óptimo local.

Así, en el algoritmo desarrollado por Metropolis et al. (1953), se genera una perturbación aleatoria en el sistema y se calculan los cambios de energía resultantes. Luego si existe una caída de energía, entonces el cambio se acepta, sino el cambio es aceptado con una probabilidad dada por la expresión (12). Este proceso se repite un número definido de iteraciones, en cada descenso de la temperatura, hasta que se alcance un estado “frío”.

Kirkpatrick y Vecchi, (1983), y Cerny, (1985) a través de publicaciones independientes muestran que el algoritmo de Metropolis et al., (1953), puede ser utilizado para resolver problemas de optimización, mediante la asociación de los elementos físicos del proceso, con los elementos de los problemas de optimización combinatoria, como se presenta en la Tabla 3.1.

<b>Simulación Termodinámica</b>	<b>Optimización Combinatoria</b>
Estados del sistema	Soluciones factibles
Energía	Costo
Cambio de estado	Cambio de solución
Temperatura	Parámetro de control
Estado congelado	Solución heurística

Tabla 3.1 Relación entre SA y problemas de optimización combinatoria (Talbi, 2009).

### 3.3 Funcionamiento de *Simulated Annealing*

*Simulated Annealing* pertenece a las metaheurísticas de vecindario, que exploran soluciones vecinas a través de heurísticas de búsqueda local, otra característica es que no aseguran una exploración sistemática de todo el espacio de solución, pero exploran aquellas regiones en las que es posible encontrar buenas soluciones.

Como se ha mencionado anteriormente, SA es un algoritmo de búsqueda local. Un algoritmo de búsqueda local tradicional comienza con una solución inicial, que es modificada, si este cambio permite obtener una mejor solución, en comparación a la solución actual,

entonces se sustituye la solución actual por la nueva solución encontrada, se continúa con este proceso hasta que no se encuentre una solución mejor, es decir, la búsqueda finaliza en un óptimo local. La diferencia que posee SA, es que acepta peores soluciones con una cierta probabilidad, con el fin de no quedar atrapado en óptimos locales.

Para el funcionamiento de SA es necesario definir lo siguiente: sea  $S$ , un conjunto de soluciones factibles,  $c$ , una función de costo y  $N(S)$ , los puntos vecinos más cercanos al punto en exploración, denominado vecindario. El procedimiento comienza seleccionando una solución inicial ( $x_0$ ), una temperatura inicial mayor a cero ( $t_0$ ), una función de reducción de la temperatura ( $\alpha$ ), un número de iteraciones ( $Niter$ ) y un criterio de detención ( $Criterio\_Detención$ ). Luego, los pasos a seguir son presentados en la Tabla 3.2, hasta que se cumpla el criterio de detención.

<b>Algoritmo básico de SA</b>
$x=x_0$
$t=t_0$
$N=Niter$
Repetir
Repetir
Seleccionar aleatoriamente una solución $x \in N(x_0)$
Sea $\delta=f(x)-f(x_0)$
Si $\delta < 0$ entonces $x_0=x$
Sino
Generar aleatoriamente $u \in U(0,1)$
Si $u < \exp(-\delta/t)$ entonces $x_0=x$
Fin_Sino
Hasta que cuenta_iteraciones= $N$
$t= \alpha t$
Hasta que Criterio_Detención=Cierto

Tabla 3.2 Algoritmo básico de *Simulated Annealing*

Este método considera que a altas temperaturas aumenta la probabilidad de aceptar soluciones peores, lo que corresponde a realizar una búsqueda local aleatoria, que permite diversificar, mientras que a bajas temperaturas la probabilidad de aceptar peores soluciones decrece, lo que es equivalente a realizar una búsqueda local, mediante la intensificación (Talbi, 2009).

### 3.4 Decisiones genéricas

Las decisiones genéricas, están relacionadas con los parámetros que guiarán el proceso de enfriamiento.

#### 3.4.1 Parámetros del problema

A continuación se presentan los parámetros del problema a resolver:

- **Valor inicial del parámetro de control, ( $T_0$ )**

La temperatura inicial ( $T_0$ ), que corresponde a la temperatura a la que comienza el algoritmo, se definió en base a una experimentación computacional.

- **Valor final del parámetro de control, ( $T_f$ ) (Criterios de detención)**

La temperatura final ( $T_f$ ), que es uno de los criterios de detención, se estableció a través de un experimento computacional.

- **Velocidad de descenso de la temperatura ( $\alpha$ )**

En el presente estudio se establece que la velocidad de descenso de la temperatura ( $\alpha$ ) es de tipo geométrica, utilizando la fórmula (13). Con este proceso se observa en un experimento computacional, que con valores de  $\alpha$  elevados, esto es con  $\alpha \in [0,88, 0,99]$ , se obtienen mejores resultados.

$$T = \alpha \cdot T \quad , \quad \alpha < 1 \quad (13)$$

- **Número de iteraciones en cada temperatura ( $n_{\max}$ )**

El número de iteraciones en cada temperatura ( $n_{\max}$ ) es determinado en base a una experimentación computacional, ya que éste varía según el tipo de problema en estudio.

- **Número de iteraciones del método de solución inicial ( $n_{\text{ini}}$ )**

El número de veces que se itera el método de construcción de la solución inicial, ya que esta solución se compara con la generada con el algoritmo *Simulated Annealing* propuesto.

### 3.5 Decisiones específicas del problema

Las decisiones específicas son acorde al problema en estudio, por lo que se detallan a continuación.

#### 3.5.1 Espacio de solución

El espacio de solución, que utiliza el presente estudio es un espacio de solución discreto, según la clasificación propuesta por Nagy y Salhi, (2007). Cabe mencionar que se entiende como espacio de solución al conjunto de todas las soluciones factibles del problema.

#### 3.5.2 Representación de la solución

La estructura utilizada en la literatura revisada, corresponde a un arreglo de números, por lo que para representar la solución es utilizado un arreglo de dimensión  $1 \times (n + m + d)$ , donde  $n$  corresponde al número de clientes entre  $\{1, 2, \dots, n\}$ ,  $m$  representa el número de depósitos abiertos entre  $\{n + 1, n + 2, \dots, n + m\}$ , y  $d$  corresponde a los ceros que son utilizados para separar las rutas de los vehículos.

[23 9 7 8 2 14 0 16 13 17 11 12 0 25 1 6 21 3 5 0 4 10 15 18 19 20 0]

Figura 3.1 Representación de la solución propuesta y basada en Yu et al. (2010).

A manera de ejemplo, considerar 21 clientes que pueden ser atendidos por 5 potenciales depósitos, mediante el uso de vehículos homogéneos. Los clientes tienen asociadas demandas, así como los depósitos y vehículos restricciones de capacidad, estos datos son conocidos y finitos, por otro lado, son conocidas las coordenadas cartesianas de los clientes y de los depósitos. Al aplicar el método de solución propuesto se obtendría una solución cuya representación es presentada en la Figura 3.1. La dimensión de esta solución es de  $1 \times 27$ , pues se tienen 21 clientes, fueron abiertos sólo 2 depósitos y se han utilizado 4 vehículos. Los depósitos 23 y 25 son abiertos, el depósito 23 tiene asignado dos vehículos, el primero de estos atiende las necesidades de los clientes  $\{9, 7, 8, 2, 14\}$ , es decir, el vehículo inicia su ruta en el depósito 23 y visita al cliente número 9, luego al cliente 7 y así sucesivamente hasta visitar al último cliente, que en este ejemplo sería el cliente 14, para retornar al mismo depósito donde inicio su ruta, o sea al depósito 23.

### 3.5.3 Generación de la solución inicial

La solución inicial es construida ruteando primero los clientes y luego asignándolos a los depósitos abiertos, según el algoritmo de construcción de la Tabla 3.3.

#### **Algoritmo solución inicial (Input: $X0, A, B, C, CapacC, CapacV$ ; Output: $X1$ )**

##### *Definición de parámetros.*

---

X0: Solución inicial	CapacV: Capacidad de un vehículo
A: Matriz de coordenadas de clientes	CostoInsC: Costo de abrir un depósito
B: Matriz de coordenadas de depósitos	X1: Solución inicial final
C: Demanda de clientes	
CapacC: Capacidad disponible inicial de los depósitos	

---

**Paso 1:** Construir clúster de clientes, tomando como primer cliente a aquel que posee mayor demanda, mediante la heurística del vecino más cercano, considerando la distancia euclidiana entre ellos y dividiendo la ruta según la capacidad del vehículo ( $CapacV$ ).

**Paso 2:** Calcular  $N_{dep\_min}$ , que es el número mínimo de depósitos a abrir. Tomar el entero superior de la suma de las demandas a satisfacer ( $C$ ) y dividir por la capacidad promedio de depósitos potenciales ( $CapacC$ ).

**Paso 3:** Construir una matriz de distancias considerando la longitud de la ruta  $l_{ig}$ , es decir, asignando el depósito  $i$  al clúster de clientes  $g$ .

**Paso 4:** Calcular la suma  $d_i$ , que corresponde a la distancia total recorrida al asignar todos los clúster al depósito  $i$ .

**Paso 5:** Marcar como depósitos abiertos a los  $N_{dep\_min}$  con menores distancias de  $d_i$ .

**Paso 6:** Seleccionar un clúster  $g$  aleatoriamente y asignar al depósito abierto más cercano, verificando que cumpla con la capacidad disponible del depósito  $i$ .

**Paso 7:** Añadir a  $X1$  los depósitos abiertos y sus respectivos clúster de clientes asignados.

**Paso 8:** Retornar  $X1$ .

---

Tabla 3.3 Algoritmo propuesto para obtener la solución inicial.

El algoritmo propuesto para la construcción de la solución inicial está basado en el método utilizado en los trabajos de Yu et al. (2010) y de Escobar y Linfati, (2012). La diferencia del algoritmo propuesto, es que en el artículo científico de Escobar y Linfati (2012) se resuelve el problema de localización de manera exacta usando CPLEX, y que en Yu et al. (2010), no se construyen clúster de clientes, para decidir qué depósitos serán abiertos.

### 3.5.4 Determinación de los vecindarios

La determinación de los vecindarios, es uno de los factores importantes en el diseño de un algoritmo SA. En el presente estudio, se utilizan las siguientes funciones:

- **Función *abrir depósito***

La función *abrir depósito* consiste en insertar un nuevo depósito a la solución actual, asignando los clientes más cercanos, según su capacidad disponible y se realiza un nuevo ruteo de vehículo en la solución actual.

- **Función *cerrar depósito***

La función *cerrar depósito* consiste en cerrar un depósito aleatoriamente en la solución actual, asignando los clientes a los depósitos abiertos más cercanos, verificando las capacidades de los depósitos y de los vehículos utilizados.

- **Función *dos-opt***

La función *dos-opt* consiste en seleccionar dos arcos no consecutivos en la solución actual, que pertenezcan a la misma ruta, luego reconectan las rutas de manera distinta.

- **Función *inserción***

La función *inserción* consiste en seleccionar aleatoriamente un cliente en la solución actual e insertarlo en otra ubicación, seleccionada de manera aleatoria, ya sea dentro de la misma ruta o de otra ruta, en el mismo depósito o en otro depósito.

- **Función *swap***

La función *swap*, consiste en seleccionar aleatoriamente dos clientes distintos dentro de la solución actual, e intercambiar sus posiciones. Estos clientes pueden pertenecer a la misma ruta o no, y pueden estar asignados a depósitos diferentes o al mismo depósito.

- **Función *intercambio***

La función *intercambio* consiste, en seleccionar aleatoriamente a dos clientes consecutivos en la solución actual e insertarlos en una nueva ubicación. Estos clientes pueden pertenecer a la misma ruta o no, y pueden estar asignados a depósitos diferentes.

### **3.5.5 Definición de factibilidad**

La solución a obtener debe ser factible, es decir, que la suma de las demandas de los clientes asignados a un vehículo no debe exceder la capacidad del vehículo, y la suma de todos los clientes asignados a un depósito, no debe exceder la capacidad del depósito. En el algoritmo propuesto, cada vez que se genera una nueva solución a partir de las funciones de búsqueda en vecindario en las rutas, se verifica si cumple con la capacidad del centro y luego con la capacidad del vehículo, en caso de no cumplir con la capacidad del centro, se genera otra solución, en cambio en el caso de no cumplir con la restricción de capacidad del vehículo, entonces se genera un nuevo ruteo, con el objetivo de dar cumplimiento a la capacidad máxima del vehículo.

### **3.5.6 Definición de función de evaluación**

La función de evaluación utilizada en el algoritmo propuesto, está basada en el costo de la solución obtenida. Este costo está dividido en tres partes. La primera está asociada a la suma de los costos de abrir los centros, la segunda a la suma de los costos de abrir una ruta desde cada uno de los centros abiertos, y la tercera corresponde a la suma de los costos de la distancia euclidiana recorrida, multiplicada por un factor dependiente del tipo de instancia.

### **3.5.7 Generación de números pseudoaleatorios**

Para la generación de números pseudoaleatorios se utiliza la función *srand()*, con la semilla número 1, ya que presenta el mejor desempeño para el algoritmo propuesto, según un estudio de piloto desarrollado.

### **3.5.8 Implementación computacional**

El método de solución propuesto, es implementado en lenguaje *C++*, los experimentos computacionales son realizados en una CPU *Intel Core i5* de 2,3 GHz., en un ambiente *Window 7 Home Basic* con 4 GB de memoria. Así también, se utiliza el mismo computador para realizar la calibración de parámetros y en la fase de prueba del algoritmo.

Para el estudio de caso, se realiza una implementación en *Matlab 2008a*, para presentar la solución de manera gráfica.

### 3.6 Funcionamiento del método propuesto

El método de solución propuesto, se basa en el funcionamiento de *Simulated Annealing*, como se presenta en la Tabla 3.4. El algoritmo comienza con una solución inicial, generada según método de construcción de la Tabla 3.3, y con un conjunto de parámetros, cuya calibración se presenta en el siguiente apartado, Tabla 3.5.

Una de las principales características de este método, es la forma de búsqueda en vecindario, pues se considera una búsqueda en un vecindario aleatorio sobre los depósitos, es decir, abriendo y cerrando depósitos, así como una búsqueda en un vecindario aleatorio sobre las rutas, esto es mediante las funciones *dos-opt*, *inserción*, *swap* e *intercambio*, como se detalla en la Tabla 3.4.

---

**Pseudocódigo método propuesto (Input:  $T_0$ ,  $T_f$ ,  $\alpha$ ,  $n_{\max}$ ,  $n_{\text{ini}}$ ,  $A$ ,  $B$ ,  $C$ ,  $\text{CapacC}$ ,  $\text{CapacV}$  ; Output:  $X_1$ )**

*Definición de parámetros.*

$T_0$ : Temperatura inicial	$C$ : Demanda de clientes
$T_f$ : Tempertura final	$\text{CapacC}$ : Capacidad disponible inicial de los depósitos
$\alpha$ : Descenso de temperatura	$\text{CapacV}$ : Capacidad de un vehículo
$n_{\max}$ : Número de iteraciones	$\text{CostoInsC}$ : Costo de abrir un depósito
$n_{\text{ini}}$ : Número de iteraciones del método de construcción de la solución inicial	$X_1$ : Solución final
$A$ : Matriz de coordenadas de clientes	$f(X)$ : Función de evaluación
$B$ : Matriz de coordenadas de depósitos	

---

**Paso 1:** Mientras  $n < n_{\text{ini}}$  hacer

**Paso 1.1:** Función generar solución inicial ( $X$ ), guardar la solución de menor costo en  $X_0$ .

**Paso 1.2:** Hacer  $n=n+1$

**Paso 2:** Hacer  $X_1=X_0$

**Paso 3:** Hacer  $X_2=X_0$ ,  $T= T_0$ ,  $n=0$ ,  $t=0$ .

**Paso 4:** Mientras  $T > T_f$  hacer:

**Paso 4.1:** Mientras  $n < n_{\max}$  hacer:

**Paso 4.1.1:** Hacer  $n=n+1$

**Paso 4.1.2:** Generar un número pseudoaleatorio  $r \in U[0,1]$ .

**Paso 4.1.3:** Si  $r < 0,5$ , entonces generar un número pseudoaleatorio  $r_1 \in U[0,1]$ .

Si  $r_1 < 0,5$ , entonces generar solución  $X$  según Función *Abrir Depósito*.

Sino, generar solución  $X$  según Función *Cerrar Depósito*

**Paso 4.1.4:** Sino generar un número pseudoaleatorio  $r_1 \in U[0,1]$ .

Si  $r_1 < 0,25$ , generar solución  $X$  según Función *Dos-opt*.

Si  $0,25 \leq r_1 < 0,5$ , generar solución  $X$  según Función *Inserción*.

Si  $0,5 \leq r_1 < 0,75$ , generar solución  $X$  según Función *Swap*.

Si  $0,75 \leq r_1 < 1$ , generar solución  $X$  según Función *Intercambio*.

**Paso 4.1.5:** Si  $f(X) < f(X_2)$  entonces hacer  $X_2=X$ ,

**Paso 4.1.6:** Sino generar un número pseudoaleatorio  $r \in U[0,1]$ .

**Paso 4.1.7:** Si  $r < \exp\left(-\frac{f(X_2)-f(X)}{T}\right)$ , entonces hacer  $X_2=X$ .

**Paso 4.1.8:** Si  $f(X_2) < f(X_1)$  entonces hacer  $X_1=X_2$ ,

**Paso 4.2:** Hacer  $T= \alpha T$ .

**Paso 5:** Retornar  $X_1$

---

Tabla 3.4 Pseudocódigo método propuesto basado en *Simulated Annealing*

### 3.7 Calibración de parámetros

El rendimiento de una metaheurística, se mide en base a dos objetivos, uno de ellos es la calidad de la solución obtenida, mientras que el otro es el tiempo que demora el método en encontrarla, así para lograr alcanzar un desempeño aceptable del método propuesto, es necesario realizar una calibración de parámetros. Para el método de solución propuesto, es necesario establecer los parámetros de la Tabla 3.5.

Nombre	Descripción
$T_0$	Temperatura inicial
$T_f$	Temperatura final
$\alpha$	Velocidad de descenso de la temperatura
n_max	Número de iteraciones en cada temperatura
n_ini	Número de veces que se itera el método de construcción de la solución inicial.

Tabla 3.5 Parámetros a calibrar

#### 3.7.1 Método de calibración

El método usado en el presente estudio es desarrollado por Coy et al., (2001), utilizado en el problema de ruteo de vehículos (VRP). Este método se basa en el diseño de experimentos y utiliza un gradiente de descenso. Los autores en su problema disponen de un conjunto de instancias de diferentes características, de las que seleccionan un subgrupo de éstas de manera estratégica, luego determinan los mejores parámetros de cada una de las instancias de este grupo de análisis, y finalmente combinan los diferentes parámetros, alcanzando buenos resultados.

#### 3.7.2 Diseño de experimentos

El diseño de experimentos, según Montgomery, (1996), consiste en una serie de pruebas en las que varían las variables de entrada del sistema, observando e identificando las causas de los cambios en las variables de salida del sistema. El objetivo del procedimiento es comparar y estimar el efecto de los diferentes niveles (tratamientos) de los factores sobre las variables de salida.

Para el problema de optimización combinatoria de este estudio, las variables de entrada corresponden a las instancias de prueba, mientras que las variables de salida son: la calidad de la solución y el tiempo de ejecución. Los factores son representados por los parámetros del método de solución, y los tratamientos corresponden a las diferentes combinaciones de valores que puede tomar cada parámetro (véase Figura 3.2).

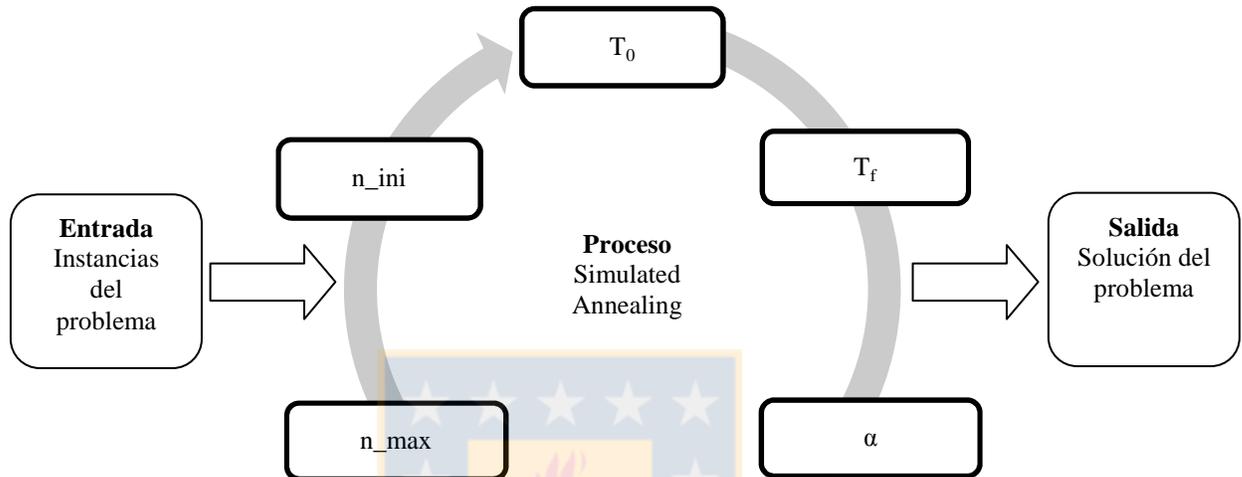


Figura 3.2 Esquema de diseño de experimentos para un problema de optimización

De la amplia gama de metodologías de diseños de experimentos que podrían aplicarse, en el presente estudio se decidió utilizar el diseño de experimentos factorial fraccionado  $2^{k-p}$ , ya que este tipo de diseño requiere un menor tiempo, pues considera  $(1/2^p)$  de los experimentos de un diseño de experimentos factorial completo ( $2^k$ ), y permite obtener conclusiones de una fracción de experimentos que se seleccionan estratégicamente.

En el diseño de experimentos factorial fraccionado  $2^{k-p}$ , se asocia  $p$  a la cantidad de generadores del diseño, donde un generador es una interacción de varios factores, como se observa en la Figura 3.3.

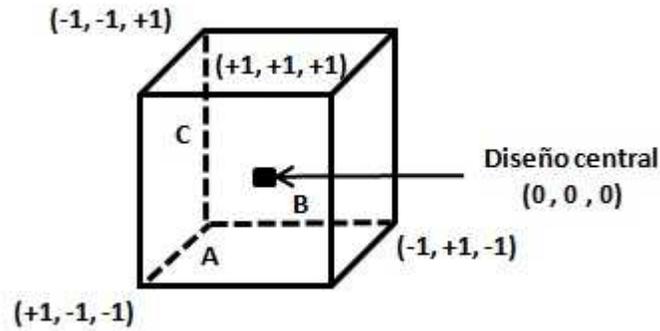


Figura 3.3 Representación geométrica de un diseño experimental  $2^{3-1}$  (Montgomery, 1997).

### 3.7.3 Procedimiento de calibración

El método propuesto por Coy et al. (2001), consta de cuatro pasos, como se observa en la Tabla 3.6, que si bien no aseguran la convergencia al óptimo global, si es posible obtener buenos óptimos locales, desde el punto de vista de los parámetros.

---

**Paso 1:** Seleccionar un subgrupo de instancias para analizar del grupo completo.

**Paso 2:** Seleccionar el nivel de partida de cada parámetro, la magnitud del incremento ( $\Delta$ ) y los límites de la región experimental.

**Paso 3:** Seleccionar parámetros de buen desempeño para cada instancia del grupo de análisis mediante el diseño de experimentos.

**Paso 4:** Combinar de los resultados del grupo de análisis.

---

Tabla 3.6 Pasos para la calibración (Coy et al. 2001)

El paso 3, en el método propuesto de Coy et al. (2001), se procede según los pasos presentados en la Tabla 3.7.

---

**Paso 1:** Generar un diseño de experimentos factorial

**Paso 2:** Para cada problema del grupo de análisis, repetir paso 2.1 a 2.5

**Paso 2.1:** Calcular el vector de parámetros asociado a cada fila del diseño de experimentos factorial.

**Paso 2.2:** Realizar 5 ejecuciones del algoritmo para cada vector de parámetros calculados en el paso 2.1

**Paso 2.3:** Ajustar un modelo lineal utilizando el promedio de la función de costos para cada grupo de 5 ejecuciones como variable dependiente.

**Paso 2.4:** Hallar el camino de descenso sobre la superficie determinada en el paso 2.3.

**Paso 2.5:** Hasta que todos los parámetros estadísticamente significativos hayan alcanzado el límite de la región experimental o que la mejor solución obtenida no cambie en dos pasos completos, hacer:

**Paso 2.5.1:** Calcular el vector de parámetros asociado a la mitad de un paso sobre el camino de descenso.

**Paso 2.5.2:** Realizar 5 ejecuciones a partir de la combinación de parámetros obtenida en el paso 2.5.1 y determinar el promedio.

---

Tabla 3.7 Pasos para obtener el conjunto de parámetros.

### 3.8 Metodología de estimación de los coeficientes del estudio de caso

La metodología para la estimación de los coeficientes se detalla a continuación, mientras que los coeficientes obtenidos se presentan en el capítulo de resultados.

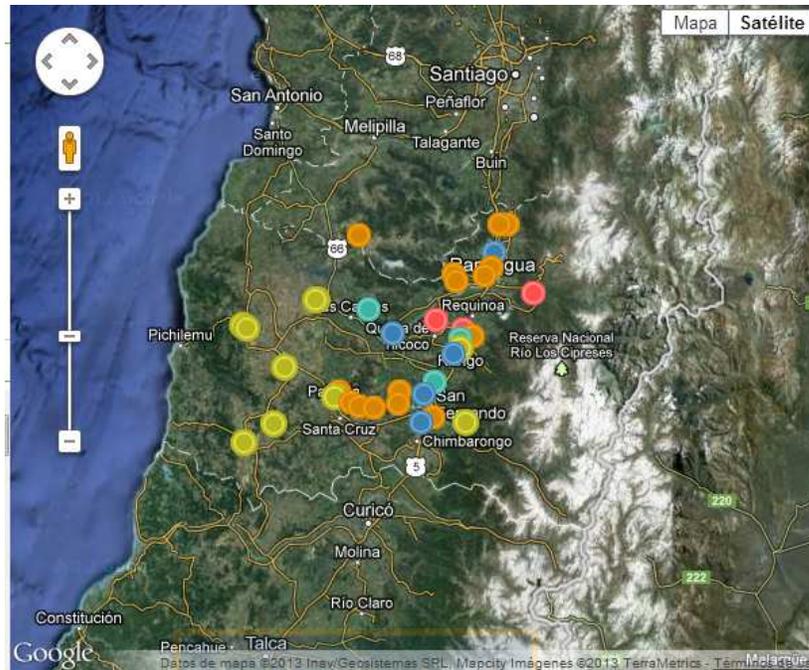
#### **Paso 1: Identificar y georreferenciar a los potenciales proveedores de biomasa.**

La Región de O'Higgins se caracteriza por poseer una gran cantidad de empresas del sector agroindustrial, las que generan residuos sólidos que pueden ser utilizados como combustible para la generación de otras energías. Los residuos sólidos a utilizar como fuente de biomasa son los cuescos de aceituna, cuescos de ciruela y cuescos de durazno, generados por las empresas de conservas y de aceite de oliva.

Se identifican 50 proveedores potenciales de biomasa, de los cuales la mayoría se encuentran localizados en la Región de O'Higgins.

Luego los proveedores potenciales de biomasa son georreferenciados en Google Earth, posteriormente las coordenadas geográficas son convertidas en coordenadas cartesianas ingresando a la Calculadora UTM->GEO, según se detalla en Anexo 4.

Se presentan algunos de los proveedores en la Figura 3.4.



Simbología									
	Aceite		Congelados		Conservas		Deshidratados		Jugos

Figura 3.4 Empresas de la agroindustria en la Región de O'Higgins

Fuente: <http://diragro.odepa.cl/>

**Paso 2: Estimar la cantidad de biomasa disponible de cada proveedor.**

La cantidad de biomasa a recolectar, en toneladas por día, es estimada generando números pseudoaleatorios distribuidos uniformemente en el intervalo [0,2], considerando que uno de los potenciales proveedores tiene capacidad de venta de a lo más 40 toneladas por mes<sup>2</sup>, según información que se obtiene del proyecto de calefacción centralizada.

**Paso 3: Estimar las capacidades de cada uno de los depósitos de biomasa.**

Se considera una demanda de 4.700 toneladas anuales de biomasa para el total de calderas, concentrándose el 35% de esta necesidad en el mes de julio, además se considera un 0,5% de pérdidas mensuales (Rentizelas, et al. 2009). Las demandas de biomasa de las calderas son utilizadas para estimar la capacidad requerida de almacenamiento en cada uno de

<sup>2</sup> [http://www.mma.gob.cl/1304/articles-56174\\_Prefactibilidad\\_Rancagua.pdf](http://www.mma.gob.cl/1304/articles-56174_Prefactibilidad_Rancagua.pdf)

los depósitos, según se presentan en la Tabla 3.8. Un total de 4 depósitos potenciales se encuentran localizados en las cercanías de las calderas, mientras que 2 depósitos son de mayor capacidad y son localizados cercanos a la Ruta 5, como se detalla en el siguiente apartado. Estos dos últimos depósitos son capaces de almacenar el total de biomasa requerida. Los datos estimados se presentan en el capítulo de resultados.

Caldera	Demanda (ton/día)
1	15
2	2
3	17
4	20

Tabla 3.8 Demandas de biomasa de cada una de las calderas

#### **Paso 4: Identificar y georreferenciar las localizaciones potenciales para los depósitos de biomasa.**

En la Región de O'Higgins se identifican 6 localizaciones potenciales para los centros de almacenamiento, 4 de ellas ubicadas en zonas cercanas a las calderas, mientras que las dos restantes son localizadas al sur de la ciudad de Rancagua y cercanas a la Ruta 5 sur.

Las localizaciones potenciales de los depósitos de biomasa son georreferenciados en Google Earth, posteriormente las coordenadas geográficas son convertidas en coordenadas cartesianas ingresando a la Calculadora UTM->GEO, según se detalla en Anexo 4.

#### **Paso 5: Estimar los costos de instalación de los depósitos de biomasa en cada una de las localizaciones.**

Los costos de abrir un centro, se estiman mediante una evaluación económica de los flujos efectivos, considerando una tasa de descuento del 10%, como inversión inicial de cada centro se tiene: el costo del terreno y el costo de la construcción del galpón, mientras que los costos de operación y mantención anual se estiman como un 4% de la inversión inicial (Rentizelas et al., 2009) y el valor de salvamento de la construcción se considera como un 20% de la inversión en este ítem, y que el costo del terreno se recupera en un 100%. La evaluación económica considera un horizonte de 15 años. Las evaluaciones económicas respectivas se encuentran en el capítulo de resultados.

Cabe mencionar que para realizar la evaluación económica se estiman primeramente los costos de los terrenos. Los terrenos cercanos a las calderas se estiman con un costo de 2,5 U.F. el metro cuadrado, mientras que los dos terrenos localizados al sur de la ciudad de Rancagua se obtienen de cotizaciones realizadas a través de internet, 0,65 U.F. y 0,48 U.F. el metro cuadrado de cada uno. Se presentan los costos obtenidos en la Tabla 3.9.

Centro	Costo terreno (\$)	Costo construcción (\$)
1	878.096	734.464
2	141.996	118.769
3	943.065	788.807
4	1.157.398	968.081
5	450.000	1.433.430
6	330.000	1.433.430

Tabla 3.9 Estimación de costo de terreno y costo de construcción

En cuanto al costo de construcción, para el presente estudio de caso se considera una construcción con el código AA<sup>3</sup>, cuya estructura vertical y techumbre son de acero, y con el subíndice b, que contempla la categoría de construcción corriente. La categoría corriente se caracteriza, según la definición de MINVU, “*por poseer, además de la estructura sólo por cierros perimetrales, al menos por tres lados, de albañilería de ladrillo sin estucar, madera, asbesto, cemento, fierro galvanizado, o similares; pavimento, radier corriente; instalaciones sanitarias mínimas, etc.*”

El costo de construcción, según la descripción dada, es \$47.781<sup>4</sup> por metro cuadrado de construcción. Los metros cuadrados de construcción se estiman considerando una densidad promedio de 300 kg/m<sup>3</sup> y una altura promedio de 3,5 metros de almacenamiento, además de las capacidades de cada depósito de biomasa. A modo de ejemplo, se considera la caldera 1, asociada al centro de almacenamiento 1, que requiere de 15 toneladas de biomasa al día, se tiene una densidad promedio de 300 kg/m<sup>3</sup> y una altura promedio de 3,5 metros, lo que significa que se requiere alrededor de 15 metros cuadrados para almacenar la biomasa requerida.

<sup>3</sup> <http://documentos.minvu.cl/regionIII/seremi/oficios/Documentos/093.pdf>

<sup>4</sup> [http://www.minvu.cl/opensite\\_20080725174402.aspx](http://www.minvu.cl/opensite_20080725174402.aspx)



Figura 3.5 Centros de almacenamiento de biomasa

En cuanto a las características de los centros de almacenamiento, éstos constan de un solo galpón, como se muestra en la Figura 3.5 sin considerar un sistema de secado, ya que según la investigación realizada por Rentizelas et al., (2009), donde se estudian tres escenarios, el primero consta con un sistema de secado, el segundo de un galpón de almacenamiento sin ningún mecanismo de secado y el último escenario almacena la biomasa al aire libre, pero cubierta por un plástico solamente, además se asociaron diferentes costos de almacenamiento de acuerdo a las características descritas anteriormente. En este estudio se concluye, que cuando la biomasa almacenada posee baja humedad (15% - 20%), no es necesario implementar un sistema de secado, ya que su efecto no es significativo considerando el incremento de los costos de almacenamiento al utilizar el método de secado, y que no es recomendable la implementación de almacenamientos como el escenario tres, ya que las pérdidas de material, la degradación del mismo, entre otros, podrían ser críticos. Así en el presente estudio fue considerado el escenario dos descrito por Rentizelas et al., (2009).

#### **Paso 6: Caracterizar la flota de camiones.**

Para el transporte de la biomasa desde los proveedores potenciales a los centros de almacenamiento, se considera una externalización del servicio, contratando los servicios cuando se requieran a un costo de \$70.000<sup>5</sup> (*CostoRC*), que incluye el arriendo del camión y un chofer, el combustible no es incluido en el precio dado, según lo investigado. La capacidad del camión considerada en el este caso es de 20 m<sup>3</sup>, lo que es equivalente a transportar 6 toneladas de biomasa (*CapacV*), considerando una densidad promedio de 300 kg/m<sup>3</sup>.

<sup>5</sup> <http://rancagua.olx.cl/camion-con-baranda-iid-486238966>



Figura 3.6 Camión de 20 m<sup>3</sup>.

**Paso 7: Estimar el costo asociado a la distancia recorrida.**

Para estimar el costo de distancia recorrida, se considera que el rendimiento del camión es de 5 km/L<sup>6</sup> y un precio aproximado de \$690<sup>7</sup> por litro de combustible. Considerando la información anterior, se estima que el costo por kilómetro recorrido es 138 pesos, como se presenta en la ecuación siguiente:

$$\text{CostoDistancia}(\$/km) = 690 \frac{\$}{L} * \frac{1 L}{5 km} = 138 \frac{\$}{km} \quad (14)$$

---

<sup>6</sup> <http://www.camionchileno.cl/2008/10/19/consumo-de-un-camion/>

<sup>7</sup> <http://www.bencinaenlinea.cl/web2/buscador.php?region=8>

## CAPITULO IV Resultados y análisis

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos: en la calibración de parámetros, en la aplicación del método propuesto a dos de los conjuntos de instancias de la literatura y al estudio de caso.

### 4.1 Resultados de calibración de parámetros

#### Paso 1: Seleccionar un subgrupo de instancias para analizar del grupo completo.

En la selección de instancias, se debe considerar aquellas que presentan más diferencias estructurales, considerando que a mayor número de instancias seleccionadas, mayor será el tiempo requerido para su análisis. Las instancias candidatas extremas según los diferentes criterios anteriormente mencionados, se presentan a continuación en la Tabla 4.1

Criterios	Instancias candidatas	N° de clientes	N° de localizaciones potenciales de depósitos	Capacidad de vehículos	Capacidad de depósitos
N° de clientes	20-5-1a	20	5	70	140
	Christofides69-50x5	50	5	160	10.000
	<b>200-10-2b</b>	<b>200</b>	<b>10</b>	<b>150</b>	<b>{910,980,1260}</b>
N° de localizaciones potenciales de depósitos	<b>Christofides69-50x5</b>	<b>50</b>	<b>5</b>	<b>160</b>	<b>10.000</b>
	Christofides69-100x10	100	10	200	10.000
	<b>20-5-2a</b>	<b>20</b>	<b>5</b>	<b>70</b>	<b>140</b>
Capacidad de vehículos	20-5-1a	20	5	70	140
	<b>Daskin95-88x8</b>	<b>88</b>	<b>8</b>	<b>9.000.000</b>	<b>25.000.000</b>
	<b>20-5-2a</b>	<b>20</b>	<b>5</b>	<b>70</b>	<b>{70,140}</b>
Capacidad de depósitos	Gaskell67-32x5(2)	32	5	11.000	35.000

Tabla 4.1 Instancias candidatas para analizar

En la Tabla 4.1, se presenta parte de las instancias seleccionadas para realizar el proceso de calibración en negrita, siguiendo el criterio de los representantes extremos, las que no están en negrita significa que no fueron seleccionadas en su categoría como representante extremo.

En la Tabla 4.2 se incluyen tres instancias adicionales que, debido a sus características, permiten identificar el efecto de una variación en los parámetros del algoritmo propuesto.

Instancias candidatas	Nº de clientes	Nº de localizaciones potenciales de depósitos	Capacidad de vehículos	Capacidad de depósitos
20-5-2a	20	5	70	{70,140}
Min92-27x5	27	5	2.500	9.000
Gaskell67-32x5(2)	32	5	11.000	35.000
Christofides69-50x5	50	5	160	10.000
Daskin95-88x8	88	8	9.000.000	25.000.000
100-10-3b	100	10	150	{420,490,560}
200-10-2b	200	10	150	{910,980,1260}
Estudio de caso	50	6	6	{2,15,17,20,30}

Tabla 4.2 Grupo de análisis.

## Paso 2: Seleccionar el nivel de partida de cada parámetro, la magnitud del incremento ( $\Delta$ ) y los límites de la región experimental.

En el presente estudio se realizan varios estudios pilotos, con el objetivo de determinar el nivel de partida de cada parámetro, así como la magnitud del incremento ( $\Delta$ ), pues los límites de la región experimental están determinados por el método de solución, que en este caso es *Simulated Annealing*. Se realizan los estudios pilotos mediante un enfoque de prueba y error con el propósito de identificar los valores bajo los que la metaheurística genera buenas soluciones en comparación con los resultados obtenidos de la literatura. El conjunto de valores obtenidos se considera como valor central. Luego para estimar la magnitud de los incrementos de los parámetros se toma un parámetro, y manteniendo los demás parámetros en sus valores centrales, se hace variar el parámetro en estudio con el fin de determinar la magnitud del cambio que permite observar una diferencia significativa en el desempeño de la metaheurística (Coy et al., 2001). Los resultados de estos estudios pilotos se presentan en la Tabla 4.3.

Parámetro	Valor Mínimo	Valor Máximo	Valor Central	$\Delta$
$T_0$	100	500	250	40
$T_f$	0	-	5	4
$\alpha$	0,8	0,99	0,92	0,04
n_max	1	-	10	6
n_ini	1	-	6	4

Tabla 4.3 Resultados del estudio piloto.

**Paso 3: Seleccionar parámetros de buen desempeño para cada instancia del grupo de análisis mediante el diseño de experimentos.**

Para el desarrollo del paso 3, se utiliza el diseño de experimentos factorial fraccionado  $2^{5-1}$ , para determinar la combinación de parámetros a utilizar en la ejecución del algoritmo propuesto. El diseño de experimentos factorial fraccionado considera un generador, donde un generador es una interacción de varios factores, pues este diseño de experimentos requiere la mitad de experimentos de un diseño factorial completo  $2^5$ . Del diseño de experimento factorial fraccionado, se genera la siguiente matriz de variables codificadas (Tabla 4.4), que representan las combinaciones de los niveles de los parámetros.

Corrida	$T_0$	$T_f$	$\alpha$	n_max	n_ini
1	-1	-1	-1	-1	1
2	1	-1	-1	-1	-1
3	-1	1	-1	-1	-1
4	1	1	-1	-1	1
5	-1	-1	1	-1	-1
6	1	-1	1	-1	1
7	-1	1	1	-1	1
8	1	1	1	-1	-1
9	-1	-1	-1	1	-1
10	1	-1	-1	1	1
11	-1	1	-1	1	1
12	1	1	-1	1	-1
13	-1	-1	1	1	1
14	1	-1	1	1	-1
15	-1	1	1	1	-1
16	1	1	1	1	1
17	0	0	0	0	0

Tabla 4.4 Matriz de variables codificadas para un diseño  $2^{5-1}$ .

En el paso 2.1, una vez determinada la matriz de variables codificadas, se procede a calcular el valor de los parámetros de cada experimento tomando el valor central y sumando (+ $\Delta$ ) o restando (- $\Delta$ ) la cantidad  $\Delta$  según corresponda.

Para el paso 2.2, cada corrida se ejecuta 1 vez en este estudio, ya que se considera como semilla igual a 1 para la generación de números pseudoaleatorios. El costo y tiempo obtenidos se resumen en el Anexo 1.

Posteriormente se sigue con el paso 2.3, donde se realiza una regresión lineal múltiple, considerando como variables independientes las variables codificadas de la matriz de la Tabla

4.4, y como variable dependiente el costo de cada una de las instancias del grupo de análisis, el resultado de la regresión ajustada se encuentra en el Anexo 2.

Las regresiones lineales ajustadas muestran que todos los parámetros son estadísticamente significativos con un 95% de confianza, en al menos una de las instancias del grupo de análisis, además que los  $R^2$  ajustados se presenta en el rango de un 45% al 74%. Los resultados se presentan en la Tabla 4.5.

Instancia	$R^2$ ajustado (%)	Constante	$T_0$	$T_f$	$\alpha$	n_max	n_ini
20-5-2a	45,44	73362,6	0	0	-18840,6	-144,354	0
Min92-27x5	56,95	3535,86	0	13,5958	0	0	-26,1898
Gaskell67-32x5(2)	45,76	747,09	0	0	-136,688	0	0
Christofides69-50x5	83,26	800,466	0	0	0	0	-4,10703
Daskin95-88x8	73,86	565,918	0	0	0	0	-0,821719
100-10-3b	67,55	272512	0	0	0	0	-1038,38
200-10-2b	92,08	412025	0	0	0	0	18020
Estudio de caso	45,23	5704740	0	0	-7953,12	-84,0625	0

Tabla 4.5 Coeficientes de los modelos lineales.

El valor cero, en la Tabla 4.5, indica que los parámetros no son significativos con un nivel de confianza del 95%.

Ahora, continuando con el paso 2.4 se inicia el proceso de búsqueda del gradiente de descenso en cada uno de los modelos determinados para el grupo de análisis.

El gradiente de descenso del modelo es el vector  $b = (b_1, b_2, \dots, b_k)$ , donde  $b_i$  es la estimación del coeficiente del modelo de regresión lineal múltiple, debido a que el problema es de minimización el vector es de la forma  $-b$ . La magnitud del movimiento a través del camino se realiza identificando el mayor coeficiente  $b_m$ , que determina la amplitud del movimiento mediante la expresión  $b_i/b_m$  multiplicada por  $\Delta_i$ .

El gradiente de descenso para cada una de las instancias consideradas en el grupo de análisis se presenta en la Tabla 4.6.

Instancia	$T_0$	$T_f$	$\alpha$	n_max	n_ini
20-5-2a	0	0	-0,04	-1	0
Min92-27x5	0	2	0,00	0	-4
Gaskell67-32x5(2)	0	0	-0,04	0	0
Christofides69-50x5	0	0	0,00	0	-4
Daskin95-88x8	0	0	0,00	0	-4
100-10-3b	0	0	0,00	0	-4
200-10-2b	0	0	0,00	0	-4

Tabla 4.6 Gradiente de descenso para cada instancia.

Finalmente se ejecuta el paso 2.5, que recorre el camino mediante el gradiente de descenso hasta que cumplen uno de los criterios de detención descritos en la Figura 4.6. Cabe mencionar que el camino de descenso toma como parámetros iniciales los valores centrales que se determinaron en la prueba piloto y se les resta la magnitud del paso a partir del nivel del parámetro calculado previamente. En el Anexo 3, se presentan los caminos de descenso asociado a un medio de un paso.

En las Figura 4.1 y Figura 4.2, se presenta un resumen del recorrido por la superficie de la solución de cada una de las instancias del grupo de análisis, tanto en término de costo y tiempo.

En la Figura 4.1 se observa que la *instancia 20-5-2a*, alcanza el mínimo costo en el paso 9, mientras que el tiempo aumenta, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. La *instancia Min92-27x5*, alcanza el mínimo costo en el paso 5, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, mientras que el tiempo tiende a aumentar, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. La *instancia Gaskell67-32x5(2)*, alcanza el mínimo costo en el paso 3, ya que en las ejecuciones siguientes el costo permanece constante, mientras que el tiempo promedio tiende al alza, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. La *instancia Christofides69-50x5*, alcanza el mínimo costo en el paso 0, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, al igual que el tiempo, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. En la Figura 4.2, se observa que la *instancia Daskin95-88x8*, alcanza el mínimo costo en el paso 6, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, al igual que el tiempo, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. La *instancia 100-10-3b*, alcanza el

mínimo costo en el paso 6, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, mientras que el tiempo tiende al alza, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. La *instancia 200-10-2b*, alcanza el mínimo costo en el paso 0, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, al igual que el tiempo, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio. Finalmente para el estudio de caso, alcanza el mínimo costo en el paso 2, ya que en las ejecuciones siguientes éste aumenta, al igual que el tiempo promedio, el criterio de término fue debido a que en dos pasos completos no se obtuvo una mejora en el costo promedio.



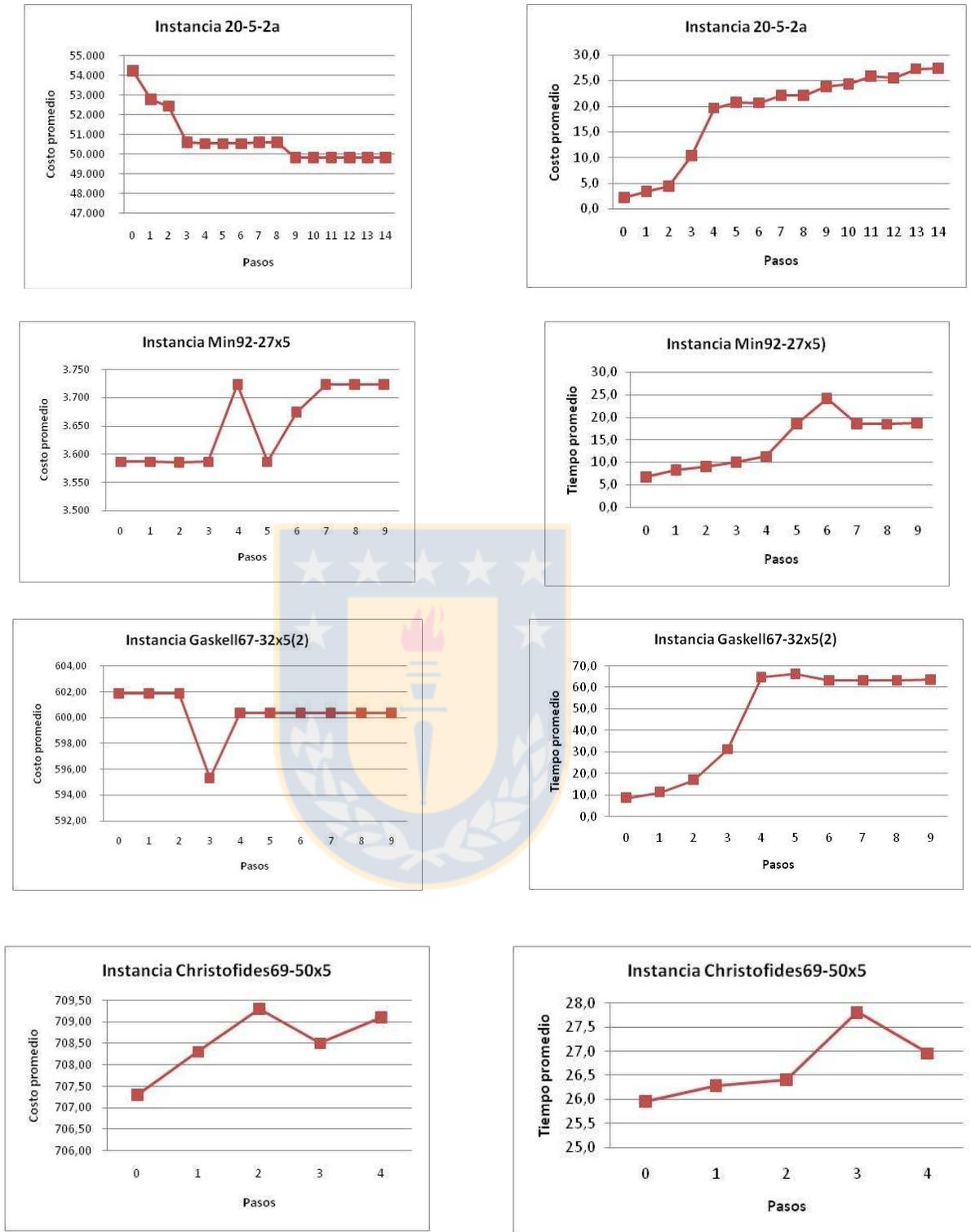


Figura 4.1 Superficie de solución para CLRP

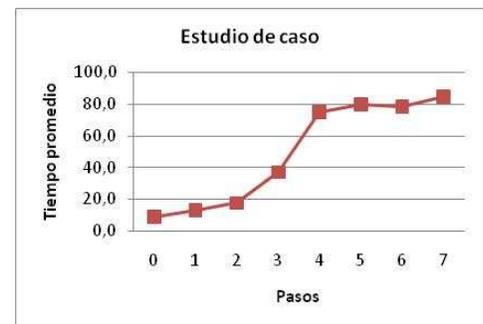
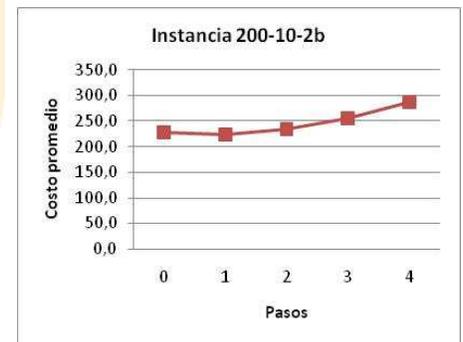
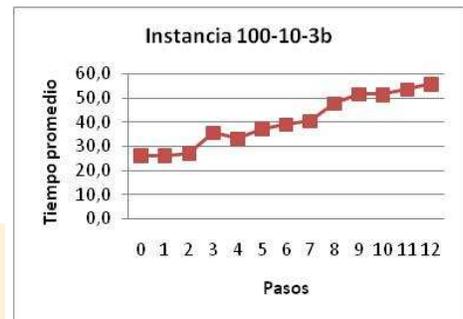
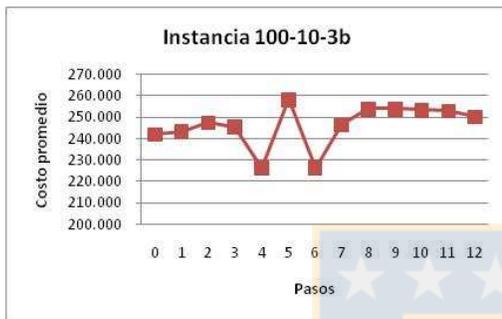
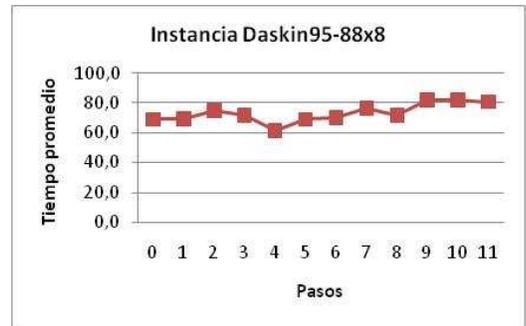
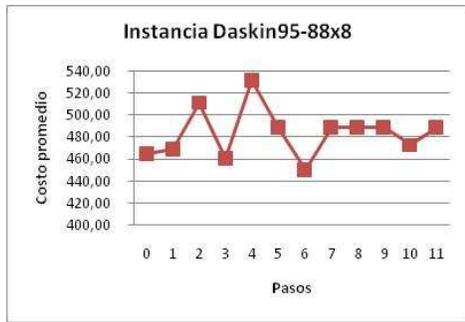


Figura 4.2 Superficie de solución para CLRP (Continuación)

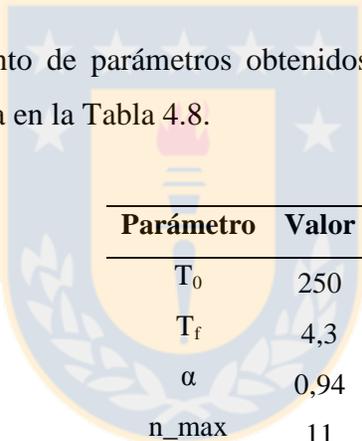
#### Paso 4: Combinación de los resultados del grupo de análisis.

En este paso, se combinan los parámetros obtenidos para cada una de las instancias del grupo de análisis, se presentan resumidos en la Tabla 4.7.

<b>Instancia</b>	<b>T<sub>0</sub></b>	<b>T<sub>f</sub></b>	<b><math>\alpha</math></b>	<b>n_max</b>	<b>n_ini</b>
20-5-2a	250	5,0	0,99	15	6
Min92-27x5	250	0,0	0,92	10	16
Gaskell67-32x5(2)	250	5,0	0,98	10	6
Christofides69-50x5	250	5,0	0,92	10	6
Daskin95-88x8	250	5,0	0,92	10	18
100-10-3b	250	5,0	0,92	10	18
200-10-2b	250	5,0	0,92	10	6
<b>Promedio</b>	<b>250</b>	<b>4,3</b>	<b>0,94</b>	<b>11</b>	<b>11</b>

Tabla 4.7 Mejores parámetros según instancia.

Finalmente el conjunto de parámetros obtenidos mediante el método propuesto por Coy et al. (2001), se presenta en la Tabla 4.8.



<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
T <sub>0</sub>	250
T <sub>f</sub>	4,3
$\alpha$	0,94
n_max	11
n_ini	11

Tabla 4.8 Conjunto de parámetros calibrados.

## 4.2 Resultados de las instancias de la literatura

Una vez establecidos los parámetros a calibrar, se ejecuta el algoritmo utilizando el conjunto de parámetros determinados en el procedimiento de calibración. Se realiza una ejecución para dos de los conjuntos de instancias de la literatura, utilizando como semilla el número 1 para la generación de números pseudoaleatorio. Se presenta el respectivo resultado obtenido para las instancias de Barreto, (2004) en la Tabla 4.9 y en la Tabla 4.10 se presentan los resultados para las instancias de Prins et al., (2004).

En las Tablas 4.9 y 4.10, se utiliza la siguiente notación: n: número de clientes, m=número de localizaciones potenciales, BKS: es costo del mejor resultado según lo presentado en el estudio de Escobar et al., (2013), Costo: que corresponde a la solución obtenida por el método utilizado, GAP BKS: corresponde a la diferencia entre el BKS y la solución obtenida con SALRP, tiempo CPU: tiempo de CPU utilizado por cada método, y GAP SALRP, corresponde a la diferencia entre el método propuesto y la solución obtenida por el método SALRP de Yu et al. (2010).

Instancia	n	m	BKS	SALRP			Método propuesto		
				Costo	GAP BKS	Tiempo CPU	Costo	GAP SALRP	Tiempo CPU
Christofides69-50x5	50	5	565,60	565,60	0,0%	53	707,30	25,1%	36
Christofides69-75x10	75	10	844,40	848,90	0,5%	127	1.119,09	31,8%	131
Christofides69-100x10	100	10	833,40	838,30	0,6%	331	1.145,37	36,6%	226
Daskin95-88x8	88	8	355,80	355,80	0,0%	577	467,50	31,4%	98
Daskin95-150x10	150	10	43.963,60	45.109,40	2,6%	323	60.672,00	34,5%	322
Gaskell67-21x5	21	5	424,90	424,90	0,0%	18	444,87	4,7%	5
Gaskell67-22x5	22	5	585,10	585,10	0,0%	17	628,77	7,5%	7
Gaskell67-29x5	29	5	512,10	512,10	0,0%	24	641,60	25,3%	11
Gaskell67-32x5	32	5	562,20	562,20	0,0%	27	637,33	13,4%	13
Gaskell67-32x5(2)	32	5	504,30	504,30	0,0%	25	600,60	19,1%	17
Gaskell67-36x5	36	5	460,40	460,40	0,0%	32	555,45	20,6%	17
Min92-27x5	27	5	3.062,00	3.062,00	0,0%	23	3.585,02	17,1%	12
Min92-134x8	138	8	5.709,00	5.709,00	0,0%	522	8.050,06	41,0%	251
<b>Promedio</b>					<b>0,3%</b>	<b>161</b>		<b>23,7%</b>	<b>88</b>

Tabla 4.9 Instancias de Barreto, (2004)

Instancia	n	m	BKS	SALRP			Método propuesto		
				Costo	GAP BKS	Tiempo CPU	Costo	GAP SALRP	Tiempo CPU
20-5-1a	20	5	54.793	54.793	0,0%	20	55.261	0,9%	4
20-5-1b	20	5	39.104	39.104	0,0%	15	42.621	9,0%	4
20-5-2a	20	5	48.908	48.908	0,0%	19	53.508	9,4%	3
20-5-2b	20	5	37.542	37.542	0,0%	15	44.951	19,7%	4
<b>Promedio</b>					<b>0,0%</b>	<b>17</b>		<b>9,7%</b>	<b>4</b>
50-5-1	50	5	90.111	90.111	0,0%	75	103.887	15,3%	25
50-5-1b	50	5	63.242	63.242	0,0%	58	77.705	22,9%	10
50-5-2	50	5	88.298	88.298	0,0%	95	99.496	12,7%	12
50-5-2b	50	5	67.308	67.340	0,0%	59	76.214	13,2%	11
50-5-2bis	50	5	84.055	84.055	0,0%	75	102.701	22,2%	10
50-5-2bbis	50	5	51.822	51.822	0,0%	66	54.389	5,0%	13
50-5-3	50	5	86.203	86.456	0,3%	74	101.958	17,9%	16
50-5-3b	50	5	61.830	62.700	1,4%	58	74.169	18,3%	12
<b>Promedio</b>					<b>0,2%</b>	<b>70</b>		<b>15,9%</b>	<b>14</b>
100-5-1	100	5	275.419	277.035	0,6%	349	297.837	7,5%	58
100-5-1b	100	5	213.615	216.002	1,1%	269	237.661	10,0%	58
100-5-2	100	5	193.671	194.124	0,2%	349	226.995	16,9%	61
100-5-2b	100	5	157.150	157.150	0,0%	212	167.948	6,9%	56
100-5-3	100	5	200.079	200.242	0,1%	250	219.274	9,5%	53
100-5-3b	100	5	152.441	152.467	0,0%	197	177.832	16,6%	52
<b>Promedio</b>					<b>0,3%</b>	<b>271</b>		<b>11,2%</b>	<b>56</b>
100-10-1	100	10	287.983	291.043	1,1%	270	342.026	17,5%	50
100-10-1b	100	10	231.763	234.210	1,1%	203	303.503	29,6%	44
100-10-2	100	10	243.590	245.813	0,9%	261	275.871	12,2%	45
100-10-2b	100	10	203.988	205.312	0,6%	199	237.470	15,7%	44
100-10-3	100	10	250.882	250.882	0,0%	338	308.536	23,0%	48
100-10-3b	100	10	204.317	205.009	0,3%	240	245.063	19,5%	44
<b>Promedio</b>					<b>0,7%</b>	<b>252</b>		<b>19,6%</b>	<b>46</b>
200-10-1	200	10	476.778	481.002	0,9%	1428	597.401	24,2%	270
200-10-1b	200	10	378.289	383.586	1,4%	1336	493.860	28,7%	288
200-10-2	200	10	449.849	450.848	0,2%	1796	582.079	29,1%	268
200-10-2b	200	10	374.330	376.674	0,6%	1245	534.747	42,0%	335
200-10-3	200	10	472.321	473.875	0,3%	1776	609.653	28,7%	312
200-10-3b	200	10	362.817	363.701	0,2%	1326	425.855	17,1%	263
<b>Promedio</b>					<b>0,6%</b>	<b>1.485</b>		<b>28,3%</b>	<b>289</b>

Tabla 4.10 Instancias de Prins et al. (2004)

### **4.2.1 Análisis de resultados de las instancias de la literatura**

El algoritmo propuesto se compara con el estudio publicado por Yu et al. (2010), debido a que el método de solución propuesto en ese estudio, también está basado en *Simulated Annealing*. Se seleccionan dos grupos de instancias de la literatura, debido a que según la información obtenida para el estudio de caso, las localizaciones potenciales podrían ser a lo más 10, según el estudio de factibilidad del momento en que se realiza este trabajo.

La Tabla 4.9, muestra que el método propuesto presenta un GAP promedio de 23,7% para el conjunto de instancias de Barreto (2004), y un tiempo promedio de 88 segundos. Este conjunto de instancias está compuesto por 4 subconjuntos de instancias, donde la mejor solución generada por el algoritmo propuesto tuvo una diferencia porcentual, respecto al método utilizado por Yu et al. (2010), de un 4,7%. Se observa el método propuesto aumenta el GAP según aumenta el tamaño de la instancia.

La Tabla 4.10, muestra que el algoritmo propuesto presenta un GAP promedio de a lo más un 28,3%, para el conjunto de instancias de Prins et al. (2004), y un tiempo promedio de a lo más 289 segundos. La mejor solución generada por el algoritmo propuesto tuvo una diferencia porcentual, respecto al método utilizado por Yu et al. (2010), de un 0,9%. Se observa que el método propuesto aumenta el GAP a medida que aumenta el número de localizaciones potenciales de los depósitos.

### **4.3 Resultados del estudio de caso**

A continuación se presentan los resultados obtenidos según la metodología detallada en el capítulo 3 para estimar los coeficientes necesarios para ejecutar la instancia del estudio de caso.

### 4.3.1 Identificación de proveedores (A) y disponibilidad de biomasa (C)

Proveedor	Coordenadas geográficas		Coordenadas en kilómetros		C (ton)
	Latitud	Longitud	Latitud (X)	Longitud (Y)	
1	33°53'46.88"S	70°44'5.09"O	339,5962339	6247,981287	1,633
2	33°52'33.13"S	70°52'14.64"O	326,9792437	6250,032526	1,264
3	33°43'47.34"S	70°41'51.38"O	342,7262804	6266,506742	1,234
4	33°43'44.46"S	70°43'56.37"O	339,5078941	6266,541974	1,673
5	33°43'38.06"S	70°44'10.81"O	339,1329303	6266,732893	0,716
6	34° 2'22.10"S	70°42'51.81"O	341,7439929	6232,141869	1,92
7	34° 2'21.84"S	70°42'47.43"O	341,8562135	6232,151735	1,15
8	34°12'40.61"S	70°46'15.35"O	336,8547404	6212,999343	0,243
9	34°13'42.72"S	70°53'7.36"O	326,3454758	6210,896789	1,21
10	34°12'19.57"S	70°53'50.29"O	325,1992477	6213,437945	1,727
11	34°27'8.52"S	70°51'43.40"O	328,9491203	6186,111869	0,291
12	34°42'16.46"S	70°50'56.21"O	330,6659508	6158,162082	1,393
13	34°38'21.18"S	71° 7'18.07"O	305,5308456	6164,918027	1,61
14	34°39'20.84"S	71°13'9.18"O	296,6303031	6162,887258	1,202
15	34°38'55.23"S	71°16'49.33"O	291,0074097	6163,551133	1,183
16	34°38'21.51"S	71°18'44.14"O	288,0601419	6164,523489	1,05
17	34°36'42.68"S	71°21'16.99"O	284,0965549	6167,478383	0,918
18	34°36'0.01"S	71°21'35.03"O	283,6061432	6168,782402	0,587
19	34°37'11.05"S	71°22'40.16"O	281,998434	6166,554576	1,118
20	34°30'48.30"S	71°34'42.12"O	263,3066432	6177,896218	0,922
21	34°23'13.58"S	71°44'5.73"O	248,5521938	6191,530201	1,656
22	34°22'50.74"S	71°45'1.79"O	247,1010142	6192,195315	1,307
23	34°17'41.83"S	71°27'15.32"O	274,1157157	6202,412529	0,159
24	34°17'34.39"S	71°27'7.30"O	274,3152901	6202,646753	0,952
25	34°42'11.44"S	71°37'30.68"O	259,5555019	6156,735208	0,75

Tabla 4.11 Coordenadas de los proveedores y cantidad de biomasa

Proveedor	Coordenadas geográficas		Coordenadas en kilómetros		C (ton)
	Latitud	Longitud	Latitud (X)	Longitud (Y)	
26	34°46'18.59"S	71°44'50.33"O	248,5751955	6148,820219	1,942
27	34°50'54.49"S	71° 6'51.19"O	306,7036847	6141,722563	0,261
28	34°4'24.72"S	71°16'49.88"O	289,5595089	6227,343624	0,599
29	34°34'13.11"S	70°58'22.58"O	319,0171588	6172,83793	0,545
30	34°25'23.42"S	70°52'5.43"O	328,3272237	6189,339428	0,597
31	34°2'9.49"S	70°40'21.00"O	345,6051255	6232,594294	0,687
32	33°46'23.07"S	70°44'32.90"O	338,650265	6261,640401	0,906
33	33°42'38.25"S	70°44'41.09"O	338,3224057	6268,562116	0,082
34	33°41'58.79"S	70°40'31.75"O	344,7215029	6269,883966	1,537
35	33°38'47.29"S	70°41'0.30"O	343,8903218	6275,770778	0,091
36	33°38'28.25"S	70°40'17.31"O	344,9883592	6276,375233	1,835
37	33°37'13.51"S	70°51'57.78"O	326,8996871	6278,368779	1,366
38	33°34'3.22"S	71°7'17.00"O	303,0895852	6283,774176	1,647
39	33°34'53.18"S	70°41'12.99"O	343,4458261	6282,976675	1,974
40	33°37'35.43"S	70°33'25.43"O	355,5753392	6278,167869	1,565
41	34°2'46.81"S	71°21'58.96"O	281,5655121	6230,180061	1,684
42	34°57'50.99"S	71°4'8.95"O	311,0898924	6128,975728	0,567
43	34°57'42.92"S	71°7'58.43"O	305,2639107	6129,102007	0,982
44	35°0'41.45"S	71°14'40.89"O	295,1788171	6123,377447	0,592
45	34°59'48.39"S	71°23'0.64"O	282,4704897	6124,71868	1,596
46	35°6'47.98"S	71°16'37.27"O	292,4864566	6112,016672	0,586
47	35°8'58.82"S	71°37'28.95"O	260,8995374	6107,204408	0,124
48	35°18'23.23"S	71°29'3.21"O	274,1350771	6090,140645	0,982
49	35°23'42.33"S	71°44'11.87"O	251,4528483	6079,701776	0,459
50	35°20'42.59"S	71°48'22.78"O	244,9639476	6085,063587	1,619

Tabla 4.12 Continuación de coordenadas de los proveedores y cantidad de biomasa

### 4.3.2 Identificación de localizaciones potenciales (B), capacidades (CapacC) y costos (CostoInsC) de los depósitos de biomasa

En la Tabla 4.13 se presentan las localizaciones potenciales de los depósitos, mientras que en la Tabla 4.14 se presentan las capacidades y costos de instalación.

Centro	Coordenadas geográficas		Coordenadas en kilómetros	
	Latitud	Longitud	Latitud (X)	Longitud (Y)
1	34° 9'4.66"S	70°41'58.77"O	343,3105201	6219,7637228
2	34°10'17.84"S	70°45'28.54"O	337,976,9113	6217,4183102
3	34°11'16.80"S	70°44'34.98"O	339,3793833	6215,6255255
4	34°11'8.98"S	70°43'29.70"O	341,0464369	6215,8948275
5	34°12'47.31"S	70°46'52.73"O	335,9017118	6212,7762761
6	34°27'44.38"S	70°54'23.56"O	324,8749743	6184,8713177

Tabla 4.13 Coordenadas de los centros de almacenamientos

Centro	Capacidad (ton)	Costo abrir centro (\$)
1	15	1.555.108
2	2	251.474
3	17	1.670.169
4	20	2.049.753
5	30	2.276.802
6	30	2.152.312

Tabla 4.14 Capacidad y costos de abrir un centro

Los costos de abrir un depósito son obtenidos de las siguientes evaluaciones económicas de cada centro, como se presentan en la Tabla 4.15, Tabla 4.16, Tabla 4,17, Tabla 4.18, Tabla 4.19 y Tabla 4.20.

<b>Centro 1</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-878.096							
Construcción	-734.464							
Gastos de O&M		-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502
Flujos de caja	<b>-1.612.560</b>	<b>-64.502</b>						
VAN(10%)	<b>-1.555.108</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								878.096
Construcción								146.893
Gastos de O&M	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502	-64.502
Flujos de caja	<b>-64.502</b>	<b>960.486</b>						

Tabla 4.15 Evaluación económica del centro 1

<b>Centro 2</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-141.996							
Construcción	-118.769							
Gastos de O&M		-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431
Flujos de caja	<b>-260.765</b>	<b>-10.431</b>						
VAN(10%)	<b>-251.474</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								141.996
Construcción								23.754
Gastos de O&M	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431	-10.431
Flujos de caja	<b>-10.431</b>	<b>155.319</b>						

Tabla 4.16 Evaluación económica del centro 2

<b>Centro 3</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-943.065							
Construcción	-788.807							
Gastos de O&M		-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275
Flujos de caja	<b>-1.731.872</b>	<b>-69.275</b>						
VAN(10%)	<b>-1.670.169</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								943.065
Construcción								157.761
Gastos de O&M	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275	-69.275
Flujos de caja	<b>-69.275</b>	<b>1.031.552</b>						

Tabla 4.17 Evaluación económica del centro 3

<b>Centro 4</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-1.157.398							
Construcción	-968.081							
Gastos de O&M		-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019
Flujos de caja	<b>-2.125.479</b>	<b>-85.019</b>						
VAN(10%)	<b>-2.049.753</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								1.157.398
Construcción								193.616
Gastos de O&M	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019	-85.019
Flujos de caja	<b>-85.019</b>	<b>1.265.995</b>						

Tabla 4.18 Evaluación económica del centro 4

<b>Centro 5</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-450.000							
Construcción	-1.433.430							
Gastos de O&M		-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337
Flujos de caja	<b>-1.883.430</b>	<b>-75.337</b>						
VAN(10%)	<b>-2.276.802</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								450.000
Construcción								286.686
Gastos de O&M	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337	-75.337
Flujos de caja	<b>-75.337</b>	<b>661.349</b>						

Tabla 4.19 Evaluación económica del centro 5

<b>Centro 6</b>	0	1	2	3	4	5	6	7
Terreno	-330.000							
Construcción	-1.433.430							
Gastos de O&M		-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537
Flujos de caja	<b>-1.763.430</b>	<b>-70.537</b>						
VAN(10%)	<b>-2.152.312</b>							

	8	9	10	11	12	13	14	15
Terreno								330.000
Construcción								286.686
Gastos de O&M	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537	-70.537
Flujos de caja	<b>-70.537</b>	<b>546.149</b>						

Tabla 4.20 Evaluación económica del centro 6

### 4.3.3 Caracterización de la flota de vehículos (CostoRC , CapacV) y costos de distancia (CostoDistancia)

El costo de abrir una ruta es de \$70.000, cada camión utilizado posee una capacidad de 20 m<sup>3</sup> y el costo por distancia recorrida es de \$138 pesos por kilómetro recorrido.

### 4.3.4 Resultados de la instancia del estudio de caso

Con la estimación de los coeficientes y con los parámetros calibrados, se ejecuta el algoritmo propuesto 1 vez, considerando la semilla número 1 para la generación de los números pseudoaleatorios. Se presentan los resultados obtenidos en la Tabla 4.15.

Corrida	Número de centros abiertos	Número de vehículos	Costo (\$)	Tiempo (s)
1	2	14	5.699.520	13,9

Tabla 4.21 Resultado para el estudio de caso.

### 4.3.5 Análisis de resultados del estudio de caso

En la Tabla 4.21, se observa la solución generada por el algoritmo propuesto. Se abren los depósitos 5 y 6, usando 14 camiones, 7 de ellos recolectan biomasa para el depósito 5, y los 7 restantes, recolectan biomasa para el depósito 6.

En la Figura 4.3, se presenta la localización de los 50 proveedores y de los 6 centros de almacenamiento de biomasa, además la representación gráfica de la solución de menor costo total alcanzada por el método propuesto.

En la Figura 4.4, se presenta la representación gráfica del ruteo de vehículos, generados por la solución de menor costo, obtenida en la corrida 3 de la Tabla 4.13.

En la Tabla 4.21, la solución alcanza un costo total de sistema de \$5.699.520, de los que un 78% de este costo, corresponde al costo de abrir un depósito, mientras que el 22% restante, corresponde al costo del ruteo.

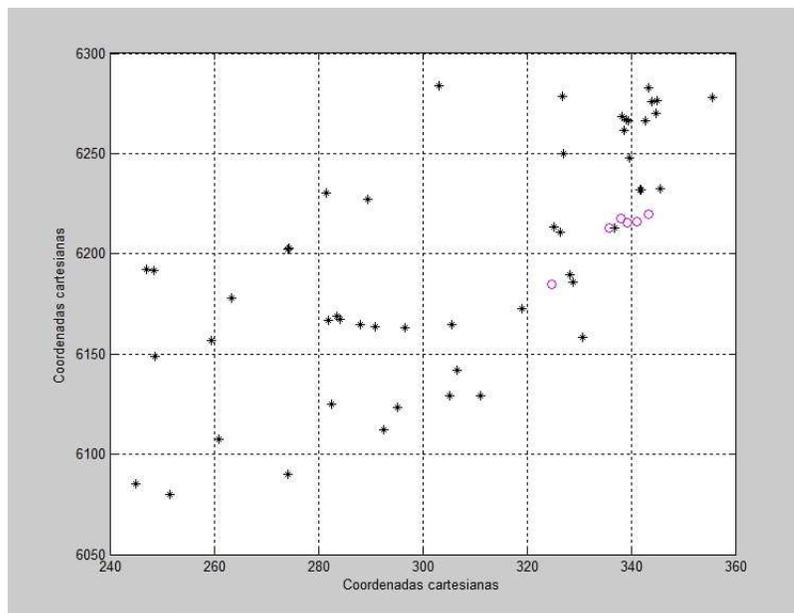
Al comparar la solución alcanzada por el método propuesto, con el peor de los casos, es decir, asignando un vehículo a cada proveedor de biomasa y considerando que permanecen los mismos depósitos abiertos, se alcanza un costo total de \$ 8.663.120, por lo que el método de solución propuesto permite reducir el costo total del sistema en un 35%.

Finalmente, al aumentar el precio del combustible en \$150 por litro, el costo asociado a la distancia recorrida aumenta en un 22%.

---

### Localización de proveedores y centros

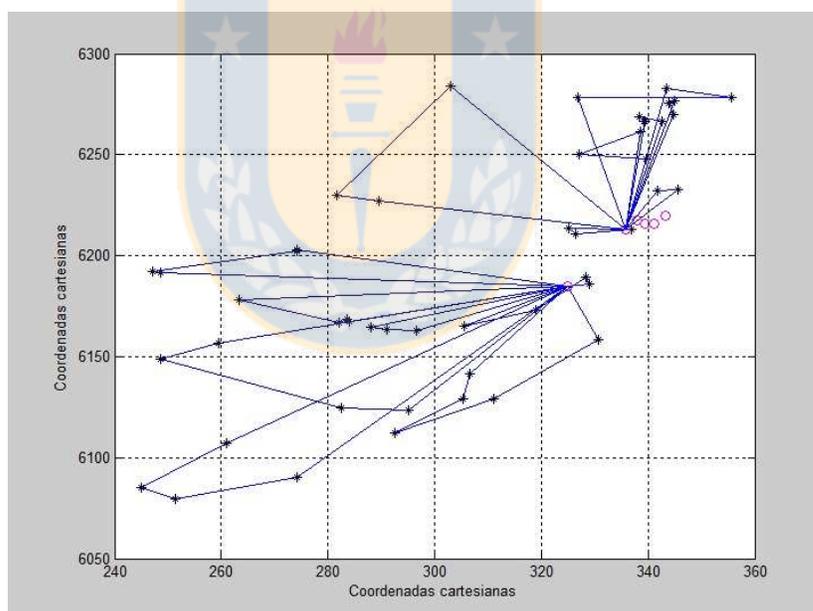
---



---

### Solución de la corrida 3

---



#### *Simbología*

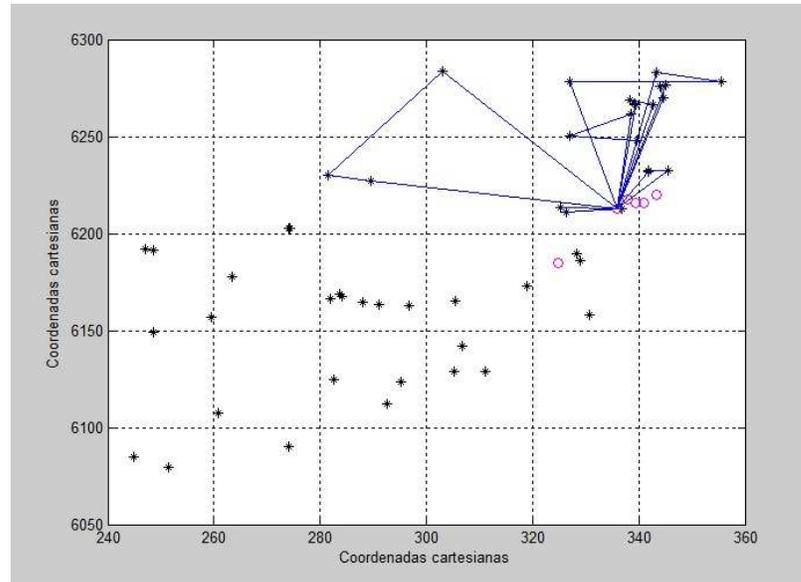
*	Proveedores potenciales	○	Localizaciones potenciales de los depósitos
---	-------------------------	---	---

Figura 4.3 Representación de la mejor solución obtenida para el estudio de caso

---

### Ruteo de vehículos del centro 5

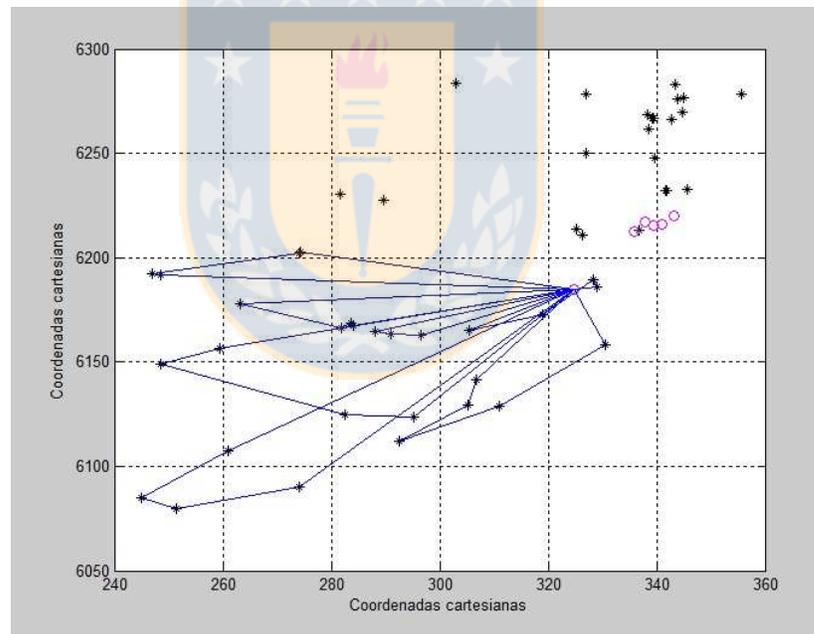
---



---

### Ruteo de vehículos del centro 6

---



#### *Simbología*

*	Proveedores potenciales	○	Localizaciones potenciales de los depósitos
---	-------------------------	---	---

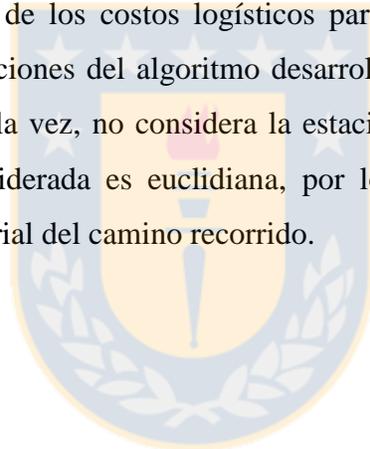
Figura 4.4 Representación de ruteos de vehículos generados

## CAPITULO V Conclusiones

En el presente estudio se propone un método de solución para el problema localización de depósitos de biomasa y el ruteo de camiones a ellos, considerando las siguientes características: múltiples depósitos, flota homogénea de vehículos, restricciones de capacidad, tanto para los vehículos como para los depósitos, este problema en la literatura es denominado: CLRP (*Capacitated Location Routing Problem*).

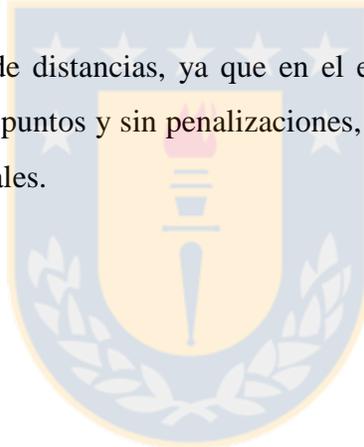
El método de solución propuesto está basado en *Simulated Annealing* y permite obtener soluciones con instancias de 200 clientes y 10 depósitos. El método propuesto es medido con las instancias de la literatura, obteniendo soluciones en un tiempo computacional aceptable, y con un GAP promedio entre un 9,7% y un 28,3%, por sobre la mejor solución reportada en el presente estudio.

Finalmente, se logra presentar cómo el algoritmo puede ser utilizado como una herramienta de estimación de los costos logísticos para la biomasa, como se detalla en el estudio de caso. Las limitaciones del algoritmo desarrollado son las siguientes: considera un solo un tipo de biomasa a la vez, no considera la estacionalidad de las diferentes fuentes de biomasa, la distancia considerada es euclidiana, por lo que no considera la distancia por carretera, ni el tipo de material del camino recorrido.



## Trabajos futuros

- Mejorar la construcción de la solución inicial
- Verificar si mejora la solución generada adicionando otro criterio de término, como lo es el tiempo promedio encontrado en la literatura.
- Para el estudio de caso implementar un algoritmo que permita considerar la influencia de las ubicaciones de las calderas en las decisiones de localización de centros de almacenamientos.
- Proponer un método que permita utilizar una flota heterogénea, para así recolectar distintas clases de biomasa.
- Mejorar el cálculo de distancias, ya que en el estudio se consideró sólo la distancia euclidiana entre dos puntos y sin penalizaciones, como podría haberse aplicado para el caso de caminos rurales.



## Referencias

- Ahn, J., De Weck, O., and Hoffman, J. (2008). An optimization framework for global planetary surface exploration campaigns. *J. Br. Interplanet. Soc.* *61*, 487.
- Albareda-Sambola, M., Díaz, J.A., and Fernández, E. (2005). A compact model and tight bounds for a combined location-routing problem. *Comput. Oper. Res.* *32*, 407–428.
- Amaya, A., Langevin, A., and Trépanier, M. (2007). The capacitated arc routing problem with refill points. *Oper. Res. Lett.* *35*, 45–53.
- Barreto, S. dos S. (2004). *Análise e Modelizacáo de Problemas de localizacáo-distribucáo*.
- Cerny, V. (1985). Thermodynamical approach to the traveling salesman problem: An efficient simulation algorithm. *J. Optim. Theory Appl.* *45*, 41–51.
- Chao, I. (2002). A tabu search method for the truck and trailer routing problem. *Comput. Oper. Res.* *29*, 33–51.
- Contardo, C., Cordeau, J.-F., and Gendron, B. (2013). A computational comparison of flow formulations for the capacitated location-routing problem. *Discrete Optim.* *10*, 263–295.
- Coy, S.P., Golden, B.L., Runger, G.C., and Wasil, E.A. (2001). Using Experimental Design to Find Effective Parameter Settings for Heuristics. *J. Heuristics* *7*, 77–97.
- Drexl, M., and Schneider, M. (2014). A survey of variants and extensions of the location-routing problem. *Eur. J. Oper. Res.*
- Escobar, J.W., and Linfati, R. (2012). Un algoritmo metaheurístico basado en recocido simulado con espacio de búsqueda granular para el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad. *Rev. Ing. Univ. Medellín* *11*, 139–150.
- Escobar, J.W., Linfati, R., and Toth, P. (2013). A two-phase hybrid heuristic algorithm for the capacitated location-routing problem. *Comput. Oper. Res.* *40*, 70–79.
- Escobar, J.W., Linfati, R., Baldoquin, M.G., and Toth, P. (2014). A Granular Variable Tabu Neighborhood Search for the capacitated location-routing problem. *Transp. Res. Part B Methodol.* *67*, 344–356.
- Frombo, F., Minciardi, R., Robba, M., Rosso, F., and Sacile, R. (2009). Planning woody biomass logistics for energy production: A strategic decision model. *Biomass Bioenergy* *33*, 372–383.
- Kirkpatrick, S., and Vecchi, M.P. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science* *220*, 671–680.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller, A.H., and Teller, E. (1953). Equation of state calculations by fast computing machines. *J. Chem. Phys.* *21*, 1087.

- De Meyer, A., Cattrysse, D., Rasinmäki, J., and Van Orshoven, J. (2014). Methods to optimise the design and management of biomass-for-bioenergy supply chains: A review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* *31*, 657–670.
- Montgomery, D.C. (1996). *Design and Analysis of Experiments*, 4th Edition (Wiley).
- Muñoz, M. (2013). Propuesta de una metodología para el diseño de una red logística para la biomasa. Universidad de Concepción.
- Nadizadeh, A., Sahraeian, R., Zadeh, A.S., and Homayouni, S.M. (2011). Using greedy clustering method to solve capacitated location-routing problem. *Afr. J. Bus. Manag.* *5*, 8470–8477.
- Nagy, G., and Salhi, S. (2007). Location-routing: Issues, models and methods. *Eur. J. Oper. Res.* *177*, 649–672.
- Perpiñá, C., Alfonso, D., Pérez-Navarro, A., Peñalvo, E., Vargas, C., and Cárdenas, R. (2009). Methodology based on Geographic Information Systems for biomass logistics and transport optimisation. *Renew. Energy* *34*, 555–565.
- Prins, C., Prodhon, C., Wolfler Calvo, R., Dolgui, A., and Dauzère-Pérès, S. (2004). Nouveaux algorithmes pour le problème de localisation et routage sous contraintes de capacité. In *MOSIM*, pp. 1115–1122.
- Prodhon, C., and Prins, C. (2014). A survey of recent research on location-routing problems. *Eur. J. Oper. Res.* *238*, 1–17.
- Rentizelas, A.A., Tolis, A.J., and Tatsiopoulos, I.P. (2009). Logistics issues of biomass: The storage problem and the multi-biomass supply chain. *Renew. Sustain. Energy Rev.* *13*, 887–894.
- Talbi, E.-G. (2009). *Metaheuristics: From Design to Implementation* (John Wiley & Sons).
- Tuzun, D., and Burke, L.I. (1999). A two-phase tabu search approach to the location routing problem. *Eur. J. Oper. Res.* *116*, 87–99.
- Webb, M.H.J. (1968). Cost functions in the location of depots for multiple-delivery journeys. *OR* *311–320*.
- Xu, Z., Xu, D., and Zhu, W. (2012). Approximation results for a min–max location-routing problem. *Discrete Appl. Math.* *160*, 306–320.
- Yu, V.F., and Maghfiroh, M.F.N. (2014). A variable neighborhood search with path-relinking for the capacitated location routing problem. *J. Ind. Prod. Eng.* 1–14.
- Yu, V.F., Lin, S.-W., Lee, W., and Ting, C.-J. (2010). A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem. *Comput. Ind. Eng.* *58*, 288–299.

## Anexos

### Anexo 1. Resultados del diseño de experimento

Paso	20-5-2a		Min92-27x5		Gaskell67-32x5(2)	
	Costo	Tiempo	Costo	Tiempo	Costo	Tiempo
1	53.522,00	1,27	3.507,23	3,18	614,29	3,71
2	56.556,00	0,77	3.803,14	2,93	629,30	3,60
3	58.118,00	0,55	3.918,23	2,09	624,00	2,19
4	53.522,00	0,86	3.723,78	2,14	601,89	2,72
5	54.143,00	2,78	3.712,37	6,84	601,89	9,09
6	53.508,00	2,56	3.723,78	7,32	601,89	9,80
7	53.522,00	1,56	3.712,37	4,61	601,89	5,57
8	55.070,00	1,56	4.032,00	4,46	601,89	6,37
9	53.243,00	2,90	3.896,94	10,48	601,89	11,85
10	53.508,00	3,19	3.723,78	11,47	601,89	12,75
11	53.522,00	1,92	3.585,02	6,06	614,29	7,47
12	55.070,00	2,00	3.931,36	5,99	601,89	7,98
13	53.508,00	8,89	3.585,02	25,50	595,31	37,53
14	50.525,00	9,20	3.735,51	27,98	595,31	40,69
15	51.960,00	5,35	3.931,36	15,49	601,89	22,59
16	52.767,00	5,67	3.723,78	17,32	601,89	24,96
17	54.219,00	2,12	3.585,78	6,00	601,89	9,83
<b>Total general</b>	<b>53.899,00</b>	<b>3,13</b>	<b>3.754,79</b>	<b>9,40</b>	<b>605,48</b>	<b>12,86</b>

Tabla A1.1 Resultados del diseño de experimentos

Paso	Christofides69-50x5		Daskin95-88x8		100-10-3b
	Costo	Tiempo	Costo	Tiempo	Costo
1	707,30	11,66	475,12	33,18	247.876,00
2	745,00	11,33	468,82	27,37	255.636,00
3	745,00	7,57	511,00	15,60	258.470,00
4	707,30	9,16	473,36	21,04	248.468,00
5	742,05	27,95	462,86	73,70	255.449,00
6	707,30	33,11	462,93	74,06	247.431,00
7	707,30	18,75	479,80	47,51	247.971,00
8	742,05	18,38	534,51	45,08	255.449,00
9	743,40	36,46	450,18	102,50	255.142,00
10	707,30	40,18	507,73	93,27	247.015,00
11	707,30	23,00	465,60	58,09	247.546,00
12	742,05	32,05	524,90	54,79	255.243,00
13	707,30	112,51	476,35	286,25	245.019,00
14	719,65	110,21	454,03	241,72	253.544,00
15	742,05	61,42	450,59	149,96	255.024,00
16	707,30	74,55	463,41	170,28	246.175,00
17	707,30	27,12	465,47	64,06	242.041,00
<b>Total general</b>	<b>722,76</b>	<b>38,55</b>	<b>478,04</b>	<b>91,67</b>	<b>250.794,00</b>

Tabla A1.2 Continuación de resultados del diseño de experimentos.

Paso	200-10-2b		Estudio de caso	
	Costo	Tiempo	Costo	Tiempo
1	582.363,00	142,49	5.698.750,00	5,13
2	438.438,00	65,75	5.696.280,00	3,80
3	438.581,00	51,24	5.696.340,00	2,31
4	582.374,00	125,26	5.698.810,00	4,82
5	437.891,00	141,15	5.696.280,00	9,19
6	581.939,00	259,07	5.696.840,00	11,37
7	581.944,00	189,56	5.696.920,00	7,65
8	437.891,00	106,64	5.696.340,00	6,19
9	438.337,00	159,24	5.696.280,00	11,45
10	582.132,00	292,24	5.695.430,00	13,79
11	582.257,00	236,68	5.696.840,00	9,10
12	438.530,00	135,86	5.696.340,00	7,99
13	582.278,00	661,86	5.695.460,00	33,34
14	436.920,00	464,05	5.696.340,00	34,74
15	437.860,00	263,72	5.696.340,00	21,42
16	582.438,00	445,84	5.695.460,00	23,41
17	581.455,00	212,84	5.696.350,00	9,05
<b>Total general</b>	<b>514.331,00</b>	<b>232,56</b>	<b>5.696.552,94</b>	<b>12,63</b>

Tabla A1.3 Continuación de resultados del diseño de experimentos.

## Anexo 2. Modelos de regresión lineal ajustados

### Instancia: 20-5-2a

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	73362,6	8000,16	9,17014	0,0000
alpha	-18840,6	8336,44	-2,26003	0,0451
n_ini	-114,156	83,3644	-1,36937	0,1982
n_max	-144,354	55,5762	-2,59741	0,0248
Tf	78,7188	83,3644	0,944273	0,3653
TO	-1,58125	8,33644	-0,189679	0,8530

Tabla A2.1 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 20-5-2a

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	2,60764E7	5	5,21528E6	5,13	0,0137
Residuo	1,95701E7	11	1,7791E6		
Total (Corr.)	4,56465E7	16			

Tabla A2.2 ANOVA para el modelo de Instancia 20-5-2a

R-cuadrada = 57,13 porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 45,439 porciento

Error estándar del est. = 1333,83

Error absoluto medio = 880,706

Estadístico Durbin-Watson = 2,38672 (P=0,7407)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 45%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Instancia: Min92-27x5

Parámetro	Estimación	Error		Estadístico T	Valor-P
		Estándar			
CONSTANTE	3535,86	576,835		6,12976	0,0001
alpha	104,234	601,081		0,173411	0,8655
n_ini	-26,1898	6,01081		-4,35712	0,0011
n_max	-0,209688	4,00721		-0,0523276	0,9592
Tf	13,5958	6,01081		2,26189	0,0449
TO	0,857172	0,601081		1,42605	0,1816

Tabla A2.3 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Min92-27x5

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	242026,	5	48405,1	5,23	0,0106
Residuo	101742,	11	9249,25		
Total (Corr.)	343767,	16			

Tabla A2.4 ANOVA para el modelo de Instancia Min92-27x5

R-cuadrada = 70,4039porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 56,9511porciento

Error estándar del est. = 96,173

Error absoluto medio = 64,163

Estadístico Durbin-Watson = 1,4593 (P=0,1105)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 57%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Instancia: Gaskell67-32x5(2)

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
		<i>Estándar</i>			
CONSTANTE	747,09	45,1954		16,5302	0,0000
alpha	-136,688	47,0952		-2,90237	0,0144
n_ini	-0,38625	0,470952		-0,820148	0,4295
n_max	-0,652917	0,313968		-2,07957	0,0617
Tf	0,122812	0,470952		0,260775	0,7991
TO	-0,0304687	0,0470952		-0,646961	0,5309

Tabla A2.5 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Gaskell67-32x5(2)

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	789,665	5	157,933	5,78	0,0131
Residuo	624,576	11	56,7796		
Total (Corr.)	1414,24	16			

Tabla A2.6 ANOVA para el modelo de Instancia Gaskell67-32x5(2)

R-cuadrada = 55,8367porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 45,7624 porciento

Error estándar del est. = 7,53523

Error absoluto medio = 4,66016

Estadístico Durbin-Watson = 1,8504 (P=0,3348)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 46%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Instancia: Christofides69-50x5

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
		<i>Estándar</i>	<i>T</i>		
CONSTANTE	800,466	43,6659	18,3316	0,0000	
alpha	-46,3281	45,5014	-1,01817	0,3305	
n_ini	-4,10703	0,455014	-9,02617	0,0000	
n_max	-0,280729	0,303343	-0,925452	0,3746	
Tf	0,328906	0,455014	0,722849	0,4849	
TO	-0,0371094	0,0455014	-0,815566	0,4321	

Tabla A2.7 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Christofides69-50x5

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	4481,42	5	896,284	16,91	0,0001
Residuo	583,018	11	53,0016		
Total (Corr.)	5064,44	16			

Tabla A2.8 ANOVA para el modelo de Instancia Christofides69-50x5

R-cuadrada = 88,488porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 83,2553porciento

Error estándar del est. = 7,28022

Error absoluto medio = 4,47072

Estadístico Durbin-Watson = 2,11628 (P=0,5405)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 83%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Instancia: Daskin95-88x8

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
		<i>Estándar</i>	<i>T</i>		
CONSTANT	565,918	154,661	3,65909	0,0038	
alpha	-144,109	161,162	-0,894191	0,3904	
n_ini	-0,821719	1,61162	-0,509872	0,6202	
n_max	-0,787604	1,07441	-0,733056	0,4789	
Tf	2,26797	1,61162	1,40726	0,0470	
TO	0,184672	0,161162	1,14588	0,2762	

Tabla A2.9 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia Daskin95-88x8

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	3251,65	5	650,329	5,98	0,026
Residuo	7314,02	11	664,911		
Total (Corr.)	10565,7	16			

Tabla A2.10 ANOVA para el modelo de Instancia Daskin95-88x8

R-cuadrada = 80,7756 porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 73,86 porciento

Error estándar del est. = 25,7859

Error absoluto medio = 18,1471

Estadístico Durbin-Watson = 2,36436 (P=0,7257)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 74%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

### Instancia: 100-10-3b

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	272512,	16634,4	16,3825	0,0000
alpha	-14584,4	17333,6	-0,841393	0,4180
n_ini	-1038,38	173,336	-5,99053	0,0001
n_max	-125,438	115,557	-1,0855	0,3009
Tf	113,031	173,336	0,652093	0,5277
TO	-5,525	17,3336	-0,318745	0,7559

Tabla A2.11 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 100-10-3b

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	2,94585E8	5	5,89171E7	7,66	0,0025
Residuo	8,46079E7	11	7,69163E6		
Total (Corr.)	3,79193E8	16			

Tabla A2.12 ANOVA para el modelo de Instancia 100-10-3b

R-cuadrada = 77,6874porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 67,5453 porciento

Error estándar del est. = 2773,38

Error absoluto medio = 1036,18

Estadístico Durbin-Watson = 1,12646 (P=0,1251)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 68%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Instancia: 200-10-2b

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error Estándar</i>	<i>Estadístico T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	412025,	125141,	3,2925	0,0072
alpha	-6017,19	130401,	-0,0461438	0,9640
n_ini	18020,0	1304,01	13,8189	0,0000
n_max	-6,96875	869,339	-0,00801615	0,9937
Tf	24,6406	1304,01	0,0188961	0,9853
TO	-1,32656	130,401	-0,010173	0,9921

Tabla A2.13 Pruebas estadísticas para los coeficientes de Instancia 200-10-2b.

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	8,31291E10	5	1,66258E10	38,19	0,0000
Residuo	4,78844E9	11	4,35312E8		
Total (Corr.)	8,79176E10	16			

Tabla A2.14 ANOVA para el modelo de Instancia 200-10-2b.

R-cuadrada = 94,5535porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 92,0778 porciento

Error estándar del est. = 20864,1

Error absoluto medio = 7896,93

Estadístico Durbin-Watson = 1,04916 (P=0,1161)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 92%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

## Estudio de caso

<i>Parámetro</i>	<i>Estimación</i>	<i>Error</i>		<i>Estadístico</i>	<i>Valor-P</i>
		<i>Estándar</i>	<i>T</i>		
CONSTANTE	5,70474E6	4913,93	1160,93		0,0000
alpha	-7953,12	5120,48	-1,5532		0,0487
n_ini	62,0313	51,2048	1,21143		0,2511
n_max	-84,0625	34,1366	-2,46254		0,0315
Tf	27,0313	51,2048	0,527904		0,6081
TO	-2,14063	5,12048	-0,418051		0,6840

Tabla A2.13 Pruebas estadísticas para los coeficientes del estudio de caso.

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	6,97898E6	5	1,3958E6	4,08	0,0447
Residuo	7,38337E6	11	671216,		
Total (Corr.)	1,43624E7	16			

Tabla A2.14 ANOVA para el modelo del estudio de caso.

R-cuadrada = 68,5922 porciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 45,225 porciento

Error estándar del est. = 242564,

Error absoluto medio = 163971,

Estadístico Durbin-Watson = 2,31876 (P=0,6940)

El valor-P de la tabla ANOVA es menor a 0,05, lo que significa que existe una relación estadísticamente significativa entre las variables con un nivel de confianza del 95%. Por otro lado se observa que el  $R^2$  ajustado explica la variabilidad del costo promedio en un 45%.

Cabe mencionar que el valor-P del estadístico de Durbin-Watson, que examina si existe correlación entre los residuos basada en el orden en el que se presentan los datos, es mayor a 0,05 lo que indica que no existe una autocorrelación serial en los residuos con un nivel de confianza del 95%.

### Anexo 3. Resultados del grupo de análisis

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
0	250	5	0,92	10	6	54.219	2,2
1	250	5	0,94	11	6	52.767	3,4
2	250	5	0,96	11	6	52.420	4,5
3	250	5	0,98	12	6	50.576	10,4
4	250	5	0,99	12	6	50.525	19,7
5	250	5	0,99	13	6	50.521	20,8
6	250	5	0,99	13	6	50.521	20,7
7	250	5	0,99	14	6	50.576	22,1
8	250	5	0,99	14	6	50.576	22,2
<b>9</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,99</b>	<b>15</b>	<b>6</b>	<b>49.811</b>	<b>23,8</b>
10	250	5	0,99	15	6	49.811	24,3
11	250	5	0,99	16	6	49.811	25,9
12	250	5	0,99	16	6	49.811	25,6
13	250	5	0,99	17	6	49.811	27,3
14	250	5	0,99	17	6	49.811	27,5

Tabla A3.1 Establecimiento de los parámetros para la instancia 20-5-2a.

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
0	250	5,0	0,92	10	6	3.586	6,7
1	250	4,0	0,92	10	8	3.586	8,2
2	250	2,9	0,92	10	10	3.585	9,0
3	250	1,9	0,92	10	12	3.586	9,9
4	250	0,8	0,92	10	14	3.724	11,2
<b>5</b>	<b>250</b>	<b>0,0</b>	<b>0,92</b>	<b>10</b>	<b>16</b>	<b>3.586</b>	<b>18,6</b>
6	250	0,0	0,92	10	18	3.674	24,2
7	250	0,0	0,92	10	20	3.724	18,5
8	250	0,0	0,92	10	22	3.724	18,4
9	250	0,0	0,92	10	24	3.724	18,7

Tabla A3.2 Establecimiento de los parámetros para la instancia Min92-27x5.

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
0	250	5	0,92	10	6	601,89	8,6
1	250	5	0,94	10	6	601,89	11,2
2	250	5	0,96	10	6	601,89	17,1
<b>3</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,98</b>	<b>10</b>	<b>6</b>	<b>595,31</b>	<b>31,3</b>
4	250	5	0,99	10	6	600,34	64,9
5	250	5	0,99	10	6	600,34	66,4
6	250	5	0,99	10	6	600,34	63,3
7	250	5	0,99	10	6	600,34	63,2
8	250	5	0,99	10	6	600,34	63,4
9	250	5	0,99	10	6	600,34	63,7

Tabla A3.3 Establecimiento de los parámetros para la instancia Gaskell67-32x5(2).

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
<b>0</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,92</b>	<b>10</b>	<b>6</b>	<b>707,30</b>	<b>26,0</b>
1	250	5	0,92	10	8	708,30	26,3
2	250	5	0,92	10	10	709,30	26,4
3	250	5	0,92	10	12	708,50	27,8
4	250	5	0,92	10	14	709,10	27,0

Tabla A3.4 Establecimiento de los parámetros para la instancia Christofides69-50x5

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
0	250	5	0,92	10	6	465,47	69,1
1	250	5	0,92	10	8	469,45	69,6
2	250	5	0,92	10	10	511,75	75,2
3	250	5	0,92	10	12	460,73	71,6
4	250	5	0,92	10	14	532,27	61,3
5	250	5	0,92	10	16	489,49	69,0
<b>6</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,92</b>	<b>10</b>	<b>18</b>	<b>450,38</b>	<b>69,9</b>
7	250	5	0,92	10	20	489,00	76,7
8	250	5	0,92	10	22	489,49	71,9
9	250	5	0,92	10	24	489,00	82,2
10	250	5	0,92	10	26	473,06	81,9
11	250	5	0,92	10	28	489,49	80,9

Tabla A3.5 Establecimiento de los parámetros para la instancia Daskin95-88x8

Paso	T <sub>0</sub>	T <sub>f</sub>	$\alpha$	n_max	n_ini	Costo (u.m.)	Tiempo (s)
0	250	5	0,92	10	6	242.041	26,2
1	250	5	0,92	10	8	243.309	26,4
2	250	5	0,92	10	10	247.466	27,2
3	250	5	0,92	10	12	245.548	35,7
4	250	5	0,92	10	14	226.192	33,3
5	250	5	0,92	10	16	258.490	37,4
<b>6</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,92</b>	<b>10</b>	<b>18</b>	<b>226.104</b>	<b>39,1</b>
7	250	5	0,92	10	20	246.515	40,5
8	250	5	0,92	10	22	253.961	47,8
9	250	5	0,92	10	24	253.961	51,6
10	250	5	0,92	10	26	253.308	51,4
11	250	5	0,92	10	28	253.044	53,7
12	250	5	0,92	10	30	250.236	55,9

Tabla A3.6 Establecimiento de los parámetros para la instancia 100-10-3b

<b>Paso</b>	<b>T<sub>0</sub></b>	<b>T<sub>f</sub></b>	<b><math>\alpha</math></b>	<b>n_max</b>	<b>n_ini</b>	<b>Costo (u.m.)</b>	<b>Tiempo (s)</b>
<b>0</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,92</b>	<b>10</b>	<b>6</b>	<b>581.455</b>	<b>227,8</b>
1	250	5	0,92	10	8	581.485	223,5
2	250	5	0,92	10	10	582.217	234,5
3	250	5	0,92	10	12	582.185	255,8
4	250	5	0,92	10	14	582.365	287,4

Tabla A3.7 Establecimiento de los parámetros para la instancia 200-10-2b

<b>Paso</b>	<b>T<sub>0</sub></b>	<b>T<sub>f</sub></b>	<b><math>\alpha</math></b>	<b>n_max</b>	<b>n_ini</b>	<b>Costo (u.m.)</b>	<b>Tiempo (s)</b>
0	250	5	0,92	10	6	5.696.350,00	9,1
1	250	5	0,94	11	6	5.696.250,00	13,1
<b>2</b>	<b>250</b>	<b>5</b>	<b>0,96</b>	<b>11</b>	<b>6</b>	<b>5.696.230,00</b>	<b>17,9</b>
3	250	5	0,98	12	6	5.696.240,00	37,2
4	250	5	0,99	12	6	5.696.290,00	74,7
5	250	5	0,99	13	6	5.696.300,00	79,3
6	250	5	0,99	13	6	5.696.310,00	78,3
7	250	5	0,99	14	6	5.696.330,00	84,5

Tabla A3.8 Establecimiento de los parámetros para estudio de caso

## Anexo 4. Transformación de coordenadas

Los proveedores y localizaciones potenciales de los almacenes, se georeferenciaron mediante *Google Earth*, por ejemplo la localización de un proveedor es: 34° 2'22.10"S, 70°42'51.81"O, luego para transformar estas coordenadas a coordenadas en metros, se utilizó una aplicación gratuita desarrollada por la Universidad Autónoma de Sinaloa, localizada en México, que se presenta en la Figura A6.1.



Figura A4.1 Calculadora UTM->GEO

Fuente: <http://ingenieriamazatlan.com/index.php/calculadora-utm>

Al ingresar las coordenadas geográficas se deben digitar separadas con un espacio y seleccionar el sistema de referencia WG84, que es el que utiliza *Google Earth*, luego presionando GEO-> UTM<sup>8</sup> se obtiene la latitud y longitud en metros, posteriormente se pasan a kilómetros, para ser ingresadas al algoritmo.

<sup>8</sup> Universal Transversa de Mercator