

Problema de localización y ruteo en centros urbanos considerando demanda estocástica



Universidad
Tecnológica
de Pereira

Presentado por:

Juliana Díez Fernández

Dirigido por:

Ph.D. Eliana Mirledy Toro Ocampo

Universidad Tecnológica De Pereira

Facultad De Ciencias Empresariales

Programa De Ingeniería Industrial

Pereira, 2020

Agradecimientos

- A la vida, por encaminarme a la realización de esta tesis y mostrarme el camino que debía seguir.
- A mi familia, por apoyarme, animarme, y entender todo el esfuerzo que requería esta investigación.
- A mi pareja, porque él es quien más me animó y me apoyó detrás de cámaras.
- A la Profesora y Directora de esta tesis, Eliana Toro, quien con su trabajo, guía y conocimiento hizo posible este trabajo. Además, por su paciencia y disposición a responder tantas inquietudes.
- A mi amiga Isabella, por su amistad, su apoyo incondicional y ánimo durante todo este proceso.
- A la Universidad Tecnológica de Pereira por la formación académica y humana y por la oportunidad de conocer personas tan expertas en el tema.
- A los Jurados evaluadores porque realmente fue una carrera contra el tiempo el hecho de evaluar y llevar esta tesis a su finalización.
- A todas las personas que me apoyaron de alguna forma durante todo el tiempo de esta investigación.

Índice general

Agradecimientos	2
Índice general.....	I
Índice de tablas.....	IV
Índice de figuras.....	VI
Capítulo 1. Introducción.....	1
1.1 Planteamiento del problema.....	2
1.1.1 Diagnóstico.....	2
1.1.1 Formulación del problema.....	5
1.1.2 Sistematización del problema.....	5
1.2 Justificación.....	5
1.3 Objetivos	7
1.3.1 Objetivo general.....	7
1.3.2 Objetivos específicos.....	7
1.4 Antecedentes.....	8
Capítulo 2. Referente teórico.....	16
2.1 Marco teórico.....	16
2.1.1 Distribución urbana de mercancías.....	16
2.1.2 Vehicle Routing Problem (VRP).....	18
2.1.2.1 Capacitated Location Routing Problem – CLRP.....	19
2.1.2.1.1 Formulación modelo del CLRP.....	20
2.1.2.1.2 Variantes CLRP.....	21
2.1.3 Distancia Euclidiana.....	22
2.1.4 Distancia Manhattan.....	22
2.1.5 Programación estocástica	23
2.1.5.1 Problemas lineales de dos etapas	24
2.1.5.2 Wait and see.....	26
2.1.5.3 Solución de valor esperado.....	29
2.1.5.4 Solución de Recurso.....	31
2.1.6 Micro plataformas logísticas urbanas (mPLU) o centros de carga de pedidos.....	34
2.1.6.1 Plataformas Cross-docking.....	35

2.1.6.1.1	Truck Scheduling.....	37
2.1.7	Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO)	39
2.2	Marco conceptual.....	39
2.2.1	Logística de última milla o distribución urbana de mercancías	39
2.2.2	Capacitated location routing problem	39
2.2.3	Programación estocástica	40
2.2.4	Fallo de ruta o <i>route failure</i>	40
2.2.5	Decisiones de primera etapa o <i>first stage decisions</i>	40
2.2.6	Decisiones de segunda etapa o <i>second stage decisions</i>	40
2.2.7	Wait-and-see	40
2.2.8	Cross-docking	41
2.2.9	Microplataformas logísticas urbanas (mPLU).....	41
2.2.10	Truck scheduling.....	41
2.2.11	Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO).....	41
2.2.12	Distancia Euclidiana.....	42
2.2.13	Distancia Manhattan.....	42
2.3	Marco espacial	42
2.4	Marco temporal.....	43
Capítulo 3.	Modelo matemático.....	44
3.1	Modificación modelo matemático – Capacitated Location Routing Problem (CLRP) ...	49
3.2	Demanda estocástica	53
3.3	Capacitated vehicle routing problem with stochastic demand (CVRPSD) y Capacitated location routing problem with stochastic demand (CLRPSD).....	54
3.4	Escenarios $n - 1$ y $n - 2$	56
Capítulo 4.	Metodología.....	58
4.1	Instancias de prueba	58
4.2	Escenarios $n - 1$ y $n - 2$ en instancias pequeñas	59
4.3	Localizaciones de clientes y depósitos.....	59
4.4	Generación de escenarios	60
4.4.1	Distribución de probabilidad	61
4.5	Instancias de prueba propuestas.....	62
4.6	Parámetros del modelo.....	64
Capítulo 5.	Resultados.....	66

5.1	Instancias de prueba	66
5.2	Escenarios (n-1) y (n-2) en instancias pequeñas	67
5.3	Localizaciones de clientes y depósitos.....	71
5.4	Instancias finales.....	74
5.4.1	Primer caso – Depósitos en Pereira y clientes en Pereira y Dosquebradas	74
5.4.1.1	Resultados determinísticos	77
5.4.1.1.1	Distancia Euclidiana	77
5.4.1.1.2	Distancia Manhattan	80
5.4.1.2	Resultados estocásticos	83
5.4.2	Segundo caso - Depósitos en Dosquebradas y clientes en Pereira y Dosquebradas ..	86
5.4.2.1	Resultados determinísticos	88
5.4.2.2	Resultados estocásticos	92
5.4.3	Tercer caso - Depósitos y clientes en Pereira y Dosquebradas	93
5.4.3.1	Resultados determinísticos	96
5.4.3.1.1	Distancia Euclidiana	96
5.4.3.1.2	Distancia Manhattan	99
5.4.3.2	Resultados estocásticos	103
5.5	Discusión de los resultados	105
Capítulo 6.	Conclusiones y trabajos futuros	107
6.1	Conclusiones.....	107
6.2	Trabajos futuros	110
Referencias bibliográficas	112

Índice de tablas

TABLA 1. MATRIZ DE DISTANCIAS	28
TABLA 2. RESULTADOS INSTANCIAS DE PRUEBA DE 20 CLIENTES	66
TABLA 3. RESULTADOS INSTANCIAS DE PRUEBA DE 50 CLIENTES	67
TABLA 4. NÚMERO CONVENIENTE DE CLIENTES.....	67
TABLA 5. INTERVALO DEMANDAS ALEATORIAS Y RESULTADOS ESCENARIO (N-1) CON EL CLIENTE 14.....	69
TABLA 6. INTERVALO DEMANDAS ALEATORIAS Y RESULTADOS ESCENARIO (N-1) CON CLIENTE ALEATORIO.....	69
TABLA 7. INTERVALO DEMANDAS ALEATORIAS Y RESULTADOS ESCENARIO (N-2) CON EL CLIENTE 5 Y 14.....	71
TABLA 8. INFORMACIÓN DEPÓSITOS	72
TABLA 9. INFORMACIÓN CLIENTES.....	73
TABLA 10. DEPÓSITOS CASO DE PRUEBA 1	75
TABLA 11. CLIENTES CASO DE PRUEBA 1.....	76
TABLA 12. MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL DE LAS DEMANDAS ALEATORIAS DEL CASO DE PRUEBA 1.....	77
TABLA 13. ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 1.	77
TABLA 14. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 2 – CASO DE PRUEBA 1, DISTANCIA EUCLIDIANA	79
TABLA 15. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 3 – CASO DE PRUEBA 1, DISTANCIA EUCLIDIANA	80
TABLA 16. ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 1.	80
TABLA 17. RUTA SALIENTE DEL DEPÓSITO 2 – CASO DE PRUEBA 1, DISTANCIA MANHATTAN	83
TABLA 18. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 3 – CASO DE PRUEBA 1, DISTANCIA MANHATTAN	83
TABLA 19. RESULTADOS ESTOCÁSTICOS DE FO Y GAP PARA AMBAS DISTANCIAS EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	84
TABLA 20. RESULTADOS ITERACIÓN 37 OBTENIDOS EN EL CASO DE PRUEBA 1	85
TABLA 21. RESULTADOS ITERACIÓN 69 OBTENIDOS EN EL CASO DE PRUEBA 1	85
TABLA 22. DEPÓSITOS CASO DE PRUEBA 2	87
TABLA 23. CLIENTES CASO DE PRUEBA 2.....	87
TABLA 24. MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL DE LAS DEMANDAS ALEATORIAS DEL CASO DE PRUEBA 2.....	88
TABLA 25. ESCENARIO DETERMINÍSTICO EN EL CASO DE PRUEBA 2.	88
TABLA 26. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 1 – CASO DE PRUEBA 2, DISTANCIA EUCLIDIANA	91
TABLA 27. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 3– CASO DE PRUEBA 2, DISTANCIA EUCLIDIANA	91
TABLA 28. RESULTADOS ESTOCÁSTICOS DE FO Y GAP PARA AMBAS DISTANCIAS EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	92
TABLA 29. RESULTADOS ITERACIÓN 9 OBTENIDOS EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	92
TABLA 30. DEPÓSITOS CASO DE PRUEBA 3	94
TABLA 31. CLIENTES CASO DE PRUEBA 3.....	95
TABLA 32. MEDIDAS DE TENDENCIA CENTRAL DE LAS DEMANDAS ALEATORIAS DEL CASO DE PRUEBA 3.....	96
TABLA 33. ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 3.	96
TABLA 34. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 2 – CASO DE PRUEBA 3, DISTANCIA EUCLIDIANA	99
TABLA 35. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 3 – CASO DE PRUEBA 3, DISTANCIA EUCLIDIANA	99

TABLA 36. ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 3.	100
TABLA 37. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 3 – CASO DE PRUEBA 3, DISTANCIA MANHATTAN	102
TABLA 38. RUTAS SALIENTES DEL DEPÓSITO 6 – CASO DE PRUEBA 3, DISTANCIA MANHATTAN	103
TABLA 39. RESULTADOS FO Y GAP PARA AMBAS DISTANCIAS EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	103
TABLA 40. RESULTADOS ITERACIÓN 31 OBTENIDOS EN EL CASO DE PRUEBA 3.	104
TABLA 41. RESULTADOS ITERACIÓN 18 OBTENIDOS EN EL CASO DE PRUEBA 3.	105
TABLA 42. INFORMACIÓN MEJORES DEPÓSITOS.....	109

Índice de figuras

FIGURA 1. COSTOS LOGÍSTICOS.....	6
FIGURA 2. BIBLIOGRÁFICA CONSULTADA Y ORGANIZADA POR AÑOS.....	9
FIGURA 3. DISTANCIA EUCLIDIANA Y DISTANCIA MANHATTAN.....	23
FIGURA 4. REPRESENTACIÓN GRÁFICA DEL PROBLEMA DE RUTEO VEHICULAR.....	27
FIGURA 5. SOLUCIONES WAIT-AND-SEE CUANDO LA DEMANDA DE C ES 1 O 7.....	28
FIGURA 6. VIAJE REAL CUANDO LA DEMANDA DE C ES 1 O 7, Y SI LA RUTA TSP ES PLANEADA.....	30
FIGURA 7. RECORRIDO VERDADERO CUANDO LA DEMANDA DE C ES 1 O 7 Y LA RUTA SE PLANEA EN EL SENTIDO CONTRARIO.....	31
FIGURA 8. RECORRIDO VERDADERO CUANDO LA DEMANDA DE C ES 1 O 7 Y LA RUTA SE PLANEA CON LA ACCIÓN DE RECURSO ÓPTIMA.....	32
FIGURA 9. DISPOSICIÓN FÍSICA DE UN DEPÓSITO CROSS-DOCKING.....	36
FIGURA 10. ESQUEMA DEL FUNCIONAMIENTO DE UN CENTRO DE DISTRIBUCIÓN TIPO CROSS-DOCKING.....	36
FIGURA 11. CLRP Y CVRP.....	56
FIGURA 12. DIAGRAMA DE FLUJO SOBRE LA GENERACIÓN DE ESCENARIOS.....	62
FIGURA 13. COORDENADAS ESCENARIO (N-1) PARA EL CLIENTE MÁS LEJANO.....	68
FIGURA 14. COORDENADAS DEL ESCENARIO (N-2) PARA LOS DOS CLIENTES MÁS LEJANOS.....	70
FIGURA 15. DEPÓSITOS ELEGIDOS.....	72
FIGURA 16. COORDENADAS CASO DE PRUEBA 1.....	75
FIGURA 17. RUTAS DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	78
FIGURA 18. RUTAS 1 Y 2 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	78
FIGURA 19. RUTA 3 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	79
FIGURA 20. RUTAS DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	81
FIGURA 21. RUTA 1 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	81
FIGURA 22. RUTAS 2 Y 3 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	82
FIGURA 23. MEJOR RESULTADO CON DISTANCIA EUCLIDIANA OBTENIDO EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	84
FIGURA 24. MEJOR RESULTADO CON DISTANCIA MANHATTAN OBTENIDO EN EL CASO DE PRUEBA 1.....	85
FIGURA 25. COORDENADAS CASO DE PRUEBA 2.....	86
FIGURA 26. RUTAS DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	89
FIGURA 27. RUTAS 1 Y 2 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	89
FIGURA 28. RUTA 3 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	90
FIGURA 29. MEJOR RESULTADO OBTENIDO EN EL CASO DE PRUEBA 2.....	93
FIGURA 30. COORDENADAS CASO DE PRUEBA 3.....	94
FIGURA 31. RUTAS DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	97
FIGURA 32. RUTAS 1 Y 2 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	97

FIGURA 33. RUTA 3 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	98
FIGURA 34. RUTA 4 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA EUCLIDIANA EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	98
FIGURA 35. RUTAS DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	100
FIGURA 36. RUTAS 1 Y 2 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	101
FIGURA 37. RUTA 3 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	101
FIGURA 38. RUTA 4 DEL ESCENARIO DETERMINÍSTICO DE LA DISTANCIA MANHATTAN EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	102
FIGURA 39. MEJOR RESULTADO CON DISTANCIA EUCLIDIANA OBTENIDO EN EL CASO DE PRUEBA 3.	104
FIGURA 40. MEJOR RESULTADO CON DISTANCIA MANHATTAN OBTENIDO EN EL CASO DE PRUEBA 3.....	105
FIGURA 41. MEJORES DEPÓSITOS.....	109

Capítulo 1

Introducción

Las ciudades no siempre han presentado problemas relacionados con la distribución de mercancías como: la congestión vial, la contaminación, el daño de las vías, las restricciones de movilidad e incluso peajes urbanos, entre otras medidas; pues anteriormente las urbes eran menos pobladas y no tenían la misma cantidad de vehículos como existen hoy en día (Antún, 2013); además, las dinámicas de compra eran diferentes. Las tiendas físicas están llegando a un punto de estancamiento en el que deben diversificar la forma de ofrecer sus productos para mantener su nivel de ventas. Ahora todo se quiere pedir online, a domicilio, personalizado, por medio de dispositivos móviles y en el menor tiempo posible. En otras palabras, la logística ya es un factor real de competitividad.

Es en este punto donde la planeación efectiva de las rutas de reparto de mercancías toma gran importancia, de manera que se satisfaga la demanda del cliente, se cumplan los objetivos empresariales de minimización de costos de última milla y se respeten las restricciones que existen en el proceso. Todo lo anterior se conoce como ruteo vehicular y una de las alternativas de solución dentro de varias existentes, es a través de metodologías exactas que requieren de un modelo matemático robusto que represente adecuadamente el problema.

En este trabajo de investigación se considera una variante del ruteo vehicular llamada *Capacitated Location Routing Problem (CLRP)*, donde existen restricciones de capacidad tanto en el depósito como en los vehículos repartidores; además, se debe buscar la localización de los depósitos y posteriormente el diseño de las rutas de distribución. Por otra parte, se contempla una

particularidad en la demanda: la estocasticidad. Esta característica significa que la cantidad de mercancía que se entregará a cada cliente es desconocida hasta cuando el vehículo ingresa al nodo.

Agregando a lo anterior, los depósitos serán de tipo *cross-docking* (CD), una estrategia que permite reducir los costos de inventarios mientras se incrementa el flujo de bienes, y por lo tanto, se mejora la eficiencia de la cadena de suministros mediante la sincronización de los flujos de carga entre los camiones entrantes y salientes. (Fonseca, Nogueira, & Gómez, 2019)

De este modo, y mediante el modelo matemático flexible propuesto por (Toro-Ocampo, Franco-Baquero, & Gallego-Rendón, 2016), se buscará una solución a casos particulares que podrían ser aplicados a situaciones reales.

1.1 Planteamiento del problema

1.1.1 Diagnóstico

Los centros urbanos enfrentan una serie de desafíos que nacen desde la sostenibilidad con el crecimiento demográfico, la congestión vehicular, la crisis de combustibles, el aumento de la red urbana de transporte e indicadores ecológicos inaceptables (Galkin, Schlosser, Galkina, Hodáková, & Cápayová, 2019). La logística urbana tiene como fin la coordinación y control de los flujos de personas y de mercancía en la ciudad, de manera que se pueda mejorar la calidad de vida de los residentes, tal como se cita en (Kiba-janiak & Cheba, 2018).

Es por lo anterior que se considera que el diseño de un método logístico de distribución eficiente que garantice la movilidad de las personas y de la mercancía es fundamental para garantizar una buena calidad de vida en las ciudades y su competitividad respecto a otras, tal como se cita en (Fancello, Paddeu, & Fadda, 2017).

En este orden de ideas, el campo del ruteo vehicular, *Vehicle Routing Problem (VRP)*, ha tenido un gran auge en los últimos tiempos por su evidente impacto en el transporte de carga y de pasajeros, tanto desde una perspectiva económica como ambiental (Toth & Vigo, 2014).

El VRP es uno de los problemas de optimización más estudiados en el área de la Investigación de Operaciones. En él, se requiere determinar el orden de las visitas a una serie de clientes con una demanda determinada mediante vehículos. Los vehículos comienzan y terminan su recorrido en un depósito y tienen capacidad limitada, razón que restringe la cantidad de clientes que se atienden en una misma ruta. ((Florian & Kenneth, 2018).

Ahora, el VRP tiene un gran número de instancias que pueden variar dependiendo de una serie de atributos, tal como lo explica Uchoa (2019): i). Ubicación del depósito; ii). Posición y número de clientes; iii). Distribución de la demanda; y, iv). Tamaño de la ruta.

Una de las variaciones más estudiadas del VRP se denomina *Location Routing Problem (LRP)*, en la que se deben tomar dos decisiones: la ubicación de los depósitos y la distribución de las rutas para satisfacer la demanda de los clientes (Yu, Zhou, & Liu, 2019). Para este trabajo de investigación se considerará una variación adicional dentro del LRP que se denomina CLRP. Su objetivo es determinar cuáles depósitos se abrirán y de igual forma establecer las rutas para satisfacer todos los clientes, buscando la minimización de los costos totales (de depósito, de vehículos y de desplazamiento entre nodos) (Yu et al., 2019).

Por otra parte, el cambio de los hábitos de consumo de las personas a través de los años nos ha conducido hasta el entorno omnicanal, en donde los clientes tienen acceso a los puntos de compra tanto online como offline. Como consecuencia, hay una cantidad creciente de mercancía siendo distribuida hacia los hogares (Buldeo Rai, Verlinde, & Macharis, 2019) y de igual forma, mayor necesidad de implementación de medidas para la logística urbana.

En este orden de ideas, los operadores logísticos deben ser ágiles para planificar sus rutas de distribución de manera eficiente y que se garanticen los principales objetivos de la logística urbana: movilidad, sostenibilidad y habitabilidad, tal como se cita en (Kiba-janiak & Cheba, 2018). No obstante, se debe realizar una aproximación al comportamiento real de los clientes, de los cuales, por lo general, no se conoce exactamente alguna de sus necesidades con anterioridad (restricciones con tiempos de entrega, demanda estocástica, disponibilidad estocástica, etc.) (Goel, Maini, & Bansal, 2019). Para este trabajo de investigación se abordará la demanda bajo incertidumbre.

A pesar de esta dificultad, los operadores logísticos deben hacer una correcta planificación de la distribución de mercancía para evitar el fallo de ruta o *routing failure*, que consiste en llegar al cliente con mercancía insuficiente, de forma que no se satisfaga su demanda (Goel et al., 2019). Esta situación debe tener acciones correctivas o un plan de contingencia, como el despacho de un vehículo con mercancía extra (Markov, Bierlaire, Cordeau, Maknoon, & Varone, 2018).

Así mismo, se ha considerado la posibilidad de localizar micro plataformas logísticas urbanas o *micro-hubs* aledañas a las zonas donde la demanda sea mayor, no sólo para contribuir con la sostenibilidad ambiental, sino también para reducir los costos y los tiempos de entrega (Buldeo Rai et al., 2019). De hecho, “una microplataforma de logística urbana (mPLU) es un centro logístico que permite realizar una distribución de productos terminados en una zona urbana con vialidad de acceso restringido (horarios, tamaño de vehículos). [...] Permite que se establezcan varios ciclos de operación en la jornada, lo que representa un adecuado reabastecimiento de puntos de venta en el interior del tejido urbano.” (Antún, 2013, p. 20)

No obstante, la propuesta que se realiza desde este trabajo de investigación es la instalación de plataformas logísticas de tipo CD, que es un metodología que permite reducir los costos de inventario mientras se incrementa el flujo de mercancía, de forma que se mejora la eficiencia de la

cadena de suministros (Fonseca et al., 2019). Según este autor, la idea principal del método CD es recibir productos desde diferentes proveedores y consolidarlos hacia destinos finales comunes.

Por consiguiente, nace la necesidad de realizar una investigación en la que se consideren situaciones más aproximadas al comportamiento real de los clientes (donde su demanda es desconocida) y se proponga la localización de facilidades logísticas tipo CD para que se pueda garantizar el cumplimiento de los requerimientos en cuanto a cumplimiento de demanda y minimización de costos se refiere.

1.1.1 Formulación del problema

¿De qué manera la localización de plataformas logísticas aledañas a la zona de mayor demanda y la planificación de las rutas de distribución de mercancías podrían dar solución al problema de ruteo vehicular, en un ambiente de demanda estocástica?

1.1.2 Sistematización del problema

- ¿Cómo funciona la programación estocástica?
- ¿Cómo se implementan escenarios de demanda estocástica en los problemas de localización y ruteo de vehículos?
- ¿Qué son las plataformas logísticas tipo *cross-docking* y cómo se podrían implementar?
- ¿Cuál modelo matemático se utilizará para el diseño de las rutas de distribución?

1.2 Justificación

Las tendencias logísticas de la distribución urbana de mercancía apuntan a la reducción de inventarios: “representan en promedio más del 30% de los costos logísticos para la media de las actividades industriales” (Antún, 2013, p. ii), es por esta razón que es apropiado

disminuirlos, junto con los costos logísticos, y diseñar una manera de realizar la distribución física más eficiente y menos costosa.

Del mismo modo, la distribución urbana de mercancías (DUM) o Logística de última milla (LUM) es aquella porción final de la cadena de suministros y que abarca las acciones relacionadas con las actividades comerciales, de abastecimiento y de distribución de mercancías en las ciudades. El costo asociado a los envíos dentro de la última milla es más elevado porque involucra un gran nivel de variación: inexistencia de vías suficientes de circulación, lo que causa congestión en el tejido urbano, y por consiguiente, rutas constantemente cambiantes (Antún, 2013); elevada posibilidad de que los clientes no estén disponibles para recibir la mercancía, lo que en consecuencia se traduce en costos extra y no sólo en la pérdida de distancia recorrida, sino también en emisiones innecesarias; incurrir en la ejecución de un trayecto sin existencias, es decir, *empty running*, en la que el vehículo hace descargas múltiples de mercancía y regresa desocupado al depósito; dificultad de planificar rutas que sean eficientes y viables económicamente debido a la baja densidad de los envíos (Datex Corporation, 2017).

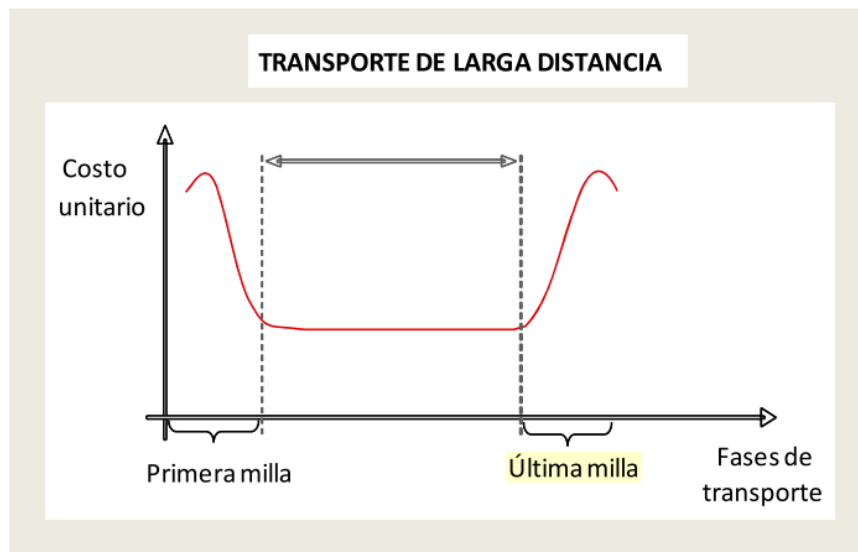


Figura 1. Costos logísticos.
(Antún, 2013)

Teniendo esto en consideración, se busca proponer una estrategia desde una perspectiva general para la implementación a nivel industrial, que minimice costos pero que asegure la distribución de la mercancía hacia los clientes de forma oportuna. Con este objetivo, se propone la consideración de una característica real: incertidumbre en la demanda de los clientes.

En los escenarios determinísticos del VRP todas las variables son conocidas con antelación a la planeación de la ruta. No obstante, estos modelos no se asemejan a los comportamientos reales, donde alguna o varias de las características no se conoce con certeza, o que naturalmente tienen comportamiento incierto, por ejemplo, los tiempos de viaje a causa de las condiciones del tráfico, la presencia del cliente en el lugar de entrega, entre otros. En consecuencia, la planeación de las rutas resultará inapropiada y no cumplirá con sus objetivos (Goel et al., 2019).

Debido a lo anterior, y teniendo en consideración el modelo matemático flexible propuesto por (Toro-Ocampo et al., 2016), se desea sugerir una adaptación que involucre el aspecto estocástico de la demanda de los clientes y la ubicación de depósitos cercanos a la zona con mayor demanda.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Considerar las variaciones resultantes de la planificación de rutas de distribución mediante un modelo matemático que incluya los costos y considere demanda estocástica, y que además contemple la localización de plataformas logísticas tipo *cross-docking*.

1.3.2 Objetivos específicos

- Describir el funcionamiento de la programación estocástica.

- Exponer como se implementan los escenarios de demanda estocástica para los problemas de localización y ruteo de vehículos.
- Realizar una descripción del estado del arte sobre las plataformas logísticas tipo *cross-docking* y cómo se podrían implementar.
- Plantear y probar una modificación al modelo matemático elegido mediante el cual se realizará el diseño de las rutas de distribución.

1.4 Antecedentes

Para este trabajo de investigación se hace una revisión de la literatura obtenida de distintas bases de datos: Google Scholar, Scopus y Science Direct. La información consultada está en los idiomas de inglés y español y vinculada con los conceptos mencionados en el marco conceptual de esta misma investigación y los resultados obtenidos se pueden clasificar en: a). Una tesis doctoral que sirve como insumo para el modelo matemático y fundamentación teórica; b). Una nota técnica de un reconocido profesor de México experto en logística; c). 2 libros y 1 tutorial sobre la programación estocástica; d). 12 artículos principales para el soporte conceptual más 21 artículos indexados de soporte secundario. Adicionalmente, se consultó un trabajo de maestría, una editorial especial para el tema de “enrutamiento y logística” y un libro para conocer sobre la metodología de la investigación. Todo lo anterior dando soporte conceptual a este proyecto investigativo.

A continuación, se muestra la *Figura 2*, que ilustra el intervalo de tiempo de los documentos consultados:

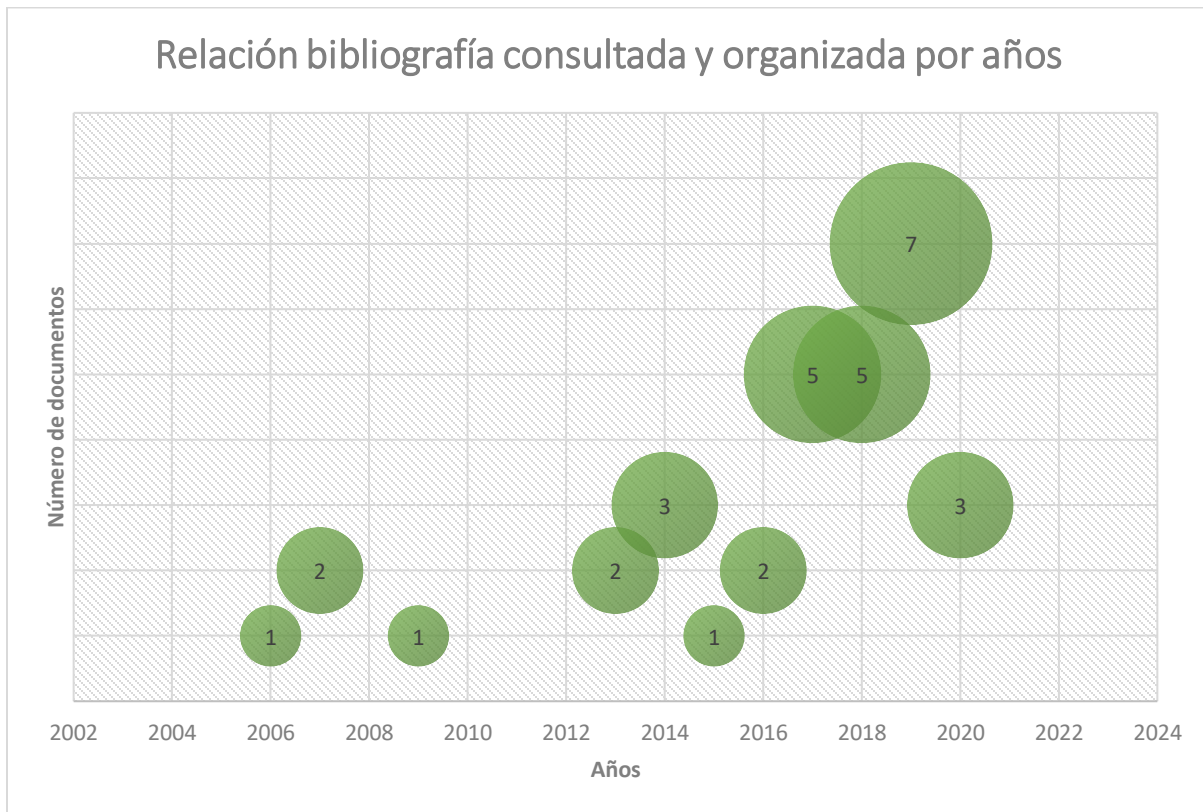


Figura 2. Bibliográfica consultada y organizada por años

Fuente: elaboración propia.

Además, se emplearán las siguientes fuentes de información como insumo para la fundamentación teórica:

1. Trabajo doctoral de *Toro, E. (2016) de la Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira.*

Se plantea la formulación de un modelo matemático para resolver diferentes variantes del problema de ruteo clásicas (VRP, MDVRP y CLRP), abierto (OVRP, MDOVRP, OLRP) y mixto (VRPPC, MDVRPPC, CLRPPC), con la añadidura de buscar la minimización de los costos y de las emisiones ambientales por el consumo de combustible.

Se concluye que el modelo propuesto es válido para instancias de CLRPPC, MDVRPPC, CVRPPC, OVRP, MDOVRP, OLRP, CVRP, MDVRP, CLRP, GCLRP y OGCLRP gracias a su flexibilidad y robustez. De igual forma se confirma su característica de modelo bi-

objetivo, ya que se resolvieron dos variantes de CLRP que consideran la minimización de los impactos ambientales y los costos operativos.

Por último, un factor importante para destacar es la característica especial en relación con las redes de distribución eléctrica de la radialidad, que demostró ser mucho más eficiente que aquellos que se proponen de forma tradicional en la literatura.

2. Nota técnica de *Antún, J. P. (2013)* en alianza con el Banco Interamericano de Desarrollo. Propone una descripción completa de la distribución urbana de mercancías o DUM, incluyendo problemáticas, políticas, estrategias para mejorar, costos asociados, tendencias y demás. También aborda la temática desde la perspectiva de los centros logísticos, su impacto sobre la población, los procesos logísticos y la complejidad de la infraestructura. Por último, se propone un esquema metodológico para la creación de estrategias desde los diferentes centros logísticos para la distribución urbana de mercancías.

Finalmente se establecen soluciones apoyadas en sistemas de transporte no contaminante como vehículos eléctricos o el fomento de la intermodalidad, pues ambos fomentan la disminución de los costos económicos y ambientales.

3. Libro de *Birge, J. R., & Louveaux, F. (2006). Introduction to Stochastic Programming. In T. V. Mikosch (Ed.), Analysis (2nd ed.)*. Cuyo objetivo es proporcionar una mirada general sobre la programación estocástica, sobre todo una apreciación sobre la manera de construir la incertidumbre en un modelo de optimización, las diferentes decisiones que podrían resultar al reconocer la presencia de la incertidumbre, y la manera en que este tipo de modelos conducen a una solución. En la segunda edición se intenta recopilar tanto las aplicaciones recientes con sus modelos y también nuevos métodos prácticos y su teoría.
4. Libro de *Shapiro, A., Dentcheva, D., & Ruszczyński, A. (2009). Lectures on Stochastic Programming. In Lectures on Stochastic Programming*. El propósito principal del libro es

abordar problemas de optimización que involucran parámetros inciertos, para los que existen modelos estocásticos. No se provee una presentación amplia sobre todos los aspectos de la programación estocástica, en su lugar, se profundiza sobre las bases teóricas y los avances recientes en las área seleccionadas. Puntualmente los capítulos 2 y 3 se presenta un desarrollo detallado de la teoría de la programación estocástica de dos etapas y multietapa (two-stage and multi-Stage).

5. El tutorial en programación estocástica de *Shapiro, A., & Philpott, A. (2007). A Tutorial on Stochastic Programming*. La intención de los autores con este documento es introducir las ideas básicas de la programación estocástica. Principalmente se obtuvo información relacionada con el enfoque de optimización bajo incertidumbre, específicamente sobre los problemas lineales de dos etapas, en lo referente a la formulación matemática, su explicación y su utilización habitual.
6. Artículo de *Buldeo Rai, H., Verlinde, S., & Macharis, C. (2019)*, de Vrije Universiteit Brussel. Se busca reformular la distribución de mercancía y apoyar la elaboración de políticas que mantengan y mejoren la sostenibilidad urbana y la calidad de vida. La principal pregunta que se busca responder es cómo los proveedores de servicios logísticos organizan la entrega de mercancía y por qué implementan (o no) ciertas medidas logísticas.

Lo anterior se realiza de forma empírica mediante un caso de estudio en la capital y ciudad más grande de Bélgica, Bruselas.

Se concluye que las compras online están aumentando, lo que conlleva a que las grandes empresas implementen medidas más agresivas y se obligue a los pequeños empresarios a llevarlas a cabo también. En consecuencia, los proveedores de servicios logísticos deben estar al corriente y estar dispuestos a negociar, a disminuir costos, a añadir un valor adicional

a sus servicios y más importante, a hacer sus envíos más eficientes para mantener sus márgenes.

Se destaca la identificación de 4 factores clave que influyen la eficiencia de la distribución de mercancías: el volumen de carga de cada ruta, el volumen que se entrega en cada parada, el fallo en la entrega y la regulación urbana.

7. Artículo de *Goel, R., Maini, R., & Bansal, S. (2019)*, de Government College de la India. Se pretende formular un modelo matemático que maximice la satisfacción del cliente y minimice los costos de transporte. Se entiende que la incertidumbre en la demanda y en los tiempos de entrega hace difícil cumplir totalmente con esa satisfacción. Una modificación en el sistema de colonia de hormigas se propone para resolver el modelo matemático propuesto.

Los resultados numéricos obtenidos permiten concluir que el enfoque propuesto demuestra soluciones de bajo costo a la vez que maximiza la cantidad de clientes que se atienden y se minimizan las penalidades por incumplir los tiempos de entrega, sin que esto implique un incremento en la distancia total recorrida.

8. *Masłowski, D., Kulińska, E., & Kulińska, K. (2018)*, de Opole University of Technology, Polonia y University of Wrocław, Polonia. Se propone una verificación del potencial de los métodos de ruteo en la logística urbana, se presente el estado del desarrollo de las estrategias en las ciudades al igual que la optimización del tráfico. Por otra parte se exponen las investigaciones existentes en la aplicación de métodos de ruteo con sus ventajas.

Este estudio es puramente teórico e investigativo, se basa en la exposición de conceptos, protocolos y aplicaciones de los métodos de ruteo en las ciudades.

Se concluye que la necesidad de planear las rutas en logística es cada vez mayor y se identificaron factores clave que influyen en la optimización: i). Tiempo de viaje, ii). Costo de viaje, iii). Satisfacción del cliente y iv). Limitaciones de la ruta.

9. Artículo de *Markov, I., Bierlaire, M., Cordeau, J. F., Maknoon, Y., & Varone, S. (2018)*. De universidades de Suiza, Canadá y Países bajos. Se propone un marco unificado para el ruteo vehicular con restricciones físicas y temporales complejas, sus demandas son estocásticas, pueden ser no estacionarias y predecidas bajo cualquier distribución teórica o empírica. De igual forma, se ofrece una discusión sobre el modelamiento de la demanda estocástica, sus probabilidades y costos asociados a eventos indeseados como quedarse sin inventarios, averías o fallos de ruta, a su vez que menciona las acciones correctivas correspondientes. El caso de estudio que se consideró está basado en dos grupos de instancias realistas, representando un problema de ruteo de recolección de desechos y un problema de mantenimiento de facilidades.

Se concluye que el enfoque realizado supera las políticas determinísticas en lo referente a la restricción de la ocurrencia de eventos indeseados por el mismo costo de ruteo.

10. Artículo de *Yu, X., Zhou, Y., & Liu, X. (2019)*. De School of Data and Computer Science, China y Collaborative Innovation Center of High Performance Computing, China. Se plantea un algoritmo genético híbrido (HGA) para resolver la variante CLRP, de forma que se busca el espacio de soluciones factible e infactible. Dicho algoritmo combina la amplia exploración del algoritmo genético con la rápida capacidad de explotación de la búsqueda local en el vecindario.

Los experimentos son llevados a cabo en dos grupos de referencia y se demuestra que el algoritmo propuesto es significativamente más competitivo que los algoritmos para CLRP conocidos en las instancias clásicas. Además, el HGA obtuvo un Amplio número de nuevas soluciones óptimas en instancias de la vida real con restricciones aún más ajustadas.

11. Artículo de *Contardo, C., Cordeau, J. F., & Gendron, B. (2013)*. De l'Université de Montréal y de diversos grupos de investigación del mismo país. Se presenta una comparación

computacional entre cuatro formulaciones diferentes para el CLRP, se introducen tres nuevas formulaciones: una de 2 índices del flujo de 2 productos, otra de 3 índices del flujo de vehículos y finalmente una de 3 índices del flujo de 2 productos. De la misma forma se considera una formulación existente de 2 índices del flujo de vehículos y se amplía mediante la consideración de nuevas familias de desigualdades validas y algoritmos de separación. Se presentan nuevos algoritmos de Branch-and-cut para cada una de las formulaciones y se comparan con un número amplio de instancias.

Los resultados muestran que formulaciones compactas pueden producir gaps más estrechos y resolver muchas instancias rápidamente, mientras que las formulaciones de 3 índices de desempeñan mejor en los tiempos computacionales.

12. Artículo de *Uchoa, E., Pecin, D., Pessoa, A., Poggi, M., Vidal, T., & Subramanian, A. (2017)*. De la Universidade Federal Fluminense, Brasil; de la Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Brasil y Universidade Federal da Paraíba, Brasil. Se presenta una serie de 100 nuevas instancias que van desde 100 hasta 1000 clientes, diseñadas para suministrar una configuración más amplia y balanceada. Además, el mismo esquema de generación fue utilizado para proporcionar una serie de 600 instancias de referencia.

Se destaca que las instancias propuestas para el CVRP pueden ser aplicadas en otras variantes clásicas del VRP según sea necesario, mediante la disposición espacios para datos adicionales como restricciones de duración, ventanas de tiempo o flota heterogénea.

13. Artículo de *Fonseca, G. B., Nogueira, T. H., & Gómez, M. (2019)*. De la Universidade Federal de Minas Gerais, Brasil y Universidade Federal de Viçosa, Brasil. Se lleva a cabo un estudio sobre el agendamiento de camiones en un centro de muelles paralelos de *cross-docking*. El problema es inicialmente modelado como secuenciamiento *flow shop* de dos máquinas con restricciones de precedencias, con el objetivo de minimizar los tiempos entre

la finalización de una tarea y el comienzo de la siguiente (*makespan*), para luego extenderlo hacia el caso del muelle paralelo. Se propone un método híbrido basado en una técnica de relajación Lagrangian a través del algoritmo de volumen.

Se concluye que para el caso de los 2 muelles la metaheurística híbrida de Lagrangian muestra un desempeño eficiente, obteniendo un gap mucho más estrecho en menos tiempo computacional. La heurística probó trabajar muy bien con el enfoque de Lagrangian, encontrando soluciones buenas y sobrepasando los resultados previos.

14. Artículo de Gómez i Urgellés, J.-V. (2019). De la Universitat Politècnica de Catalunya.

Euclides no vivió en Manhattan: Geometría urbana. Se presentan los diagramas de Voronoi y a su vez la taxi distancia como modelos para resolver una situación en la que hay que ubicar tres centros asistenciales. Se trabaja en el espacio métrico L1 de Minkowski como elemento diferencial de la métrica euclídea.

15. Artículo de Flavia Monaco, M., & Sammarra, M. (2020). De la Università della Calabria, Italia y Istituto di Calcolo e Reti ad Alte Prestazioni, Consiglio Nazionale delle Ricerche, Italia. Se propone un Programa lineal de enteros mixtos y un algoritmo heurístico para el manejo de operaciones de carga y descarga, con la intención de minimizar el tiempo de finalización de todo el proceso de trasbordo. Se diseñó un procedimiento de heurística de Lagrangian y se probó en un amplio conjunto de instancias. Los resultados numéricos mostraron la efectividad del enfoque, tanto en términos de calidad de las soluciones computadas, como en tiempo computacional.

Capítulo 2

Fundamento teórico

2.1 Marco teórico

2.1.1 Distribución urbana de mercancías.

Se considera que la distribución de mercancías es una labor que se vuelve cada vez más trascendental dentro de la cadena de suministros, debido no sólo a la creciente cantidad de mercancía que se reparte en las ciudades (Buldeo Rai et al., 2019) y las dificultades y consecuencias que esto conlleva, sino también a las exigencias vigentes de los clientes, de las empresas y en general de los actores urbanos, como por ejemplo el tiempo de viaje, la satisfacción del cliente, limitaciones de ruta, entre otros, se convierten en componentes esenciales de la optimización de dicha labor (Masłowski, Kulińska, & Kulińska, 2018, p. 2).

Según Antún (2013) se resalta que:

“La importancia de la optimización de la distribución urbana de mercancías radica en el dinamismo económico que supone para la ciudad y el bienestar de sus habitantes, ya que influye negativa y directamente en la congestión, contaminación, consumo energético y ocupación del espacio urbano.”

Es en este punto donde aparece la logística como herramienta para la gestión adecuada de las actividades de distribución en las ciudades. La logística urbana puede ser definida como los procesos que abarcan el mejoramiento y la optimización de los flujos de personas, mercancía e información

en las ciudades, mediante un manejo que considere las necesidades de los ciudadanos, los aspectos ambientales, de seguridad y un gasto de energía económico (Masłowski et al., 2018).

Concretamente se habla de la Logística de última milla como pieza fundamental para suplir la demanda de los clientes a tiempo y en las condiciones solicitadas. La distribución urbana de mercancías (DUM) o Logística de última milla (LUM) es aquella porción final de la cadena de suministros y que abarca las acciones relacionadas con las actividades comerciales, de abastecimiento y de distribución de mercancías en los centros urbanos (Antún, 2013).

Análogamente, se debe comprender por qué la labor logística debe ser tan flexible para poder cumplir sus objetivos; y es que cada ciudad tiene alguna característica que condiciona la distribución dentro de sí misma, como lo explica Antún (2013):

- I. “En las ciudades longitudinales los polígonos industriales tienden a situarse en los extremos y, por tanto, los flujos de vehículos se distribuyen a lo largo de la ciudad.
- II. También existen ciudades radiales, donde originalmente existía un núcleo que se fue desarrollando alrededor” (p. iv).

Además, varios autores han destacado que existen otras variables propias de las ciudades que inciden en el desarrollo de la actividad logística como:

- La presencia de centros históricos, la concentración demográfica hacia la periferia o hacia el centro urbano, el tamaño de la ciudad y la conexión con grandes núcleos (Antún, 2013).
- La disposición de la ruta para cada modo de transporte: “calles, autopistas, circunvalares, rutas de importancia supra regional, vías y carreteras de agua, gas, alcantarillado y demás” (Masłowski et al., 2018, p. 3) . Agregando a lo anterior, el autor menciona los puntos de transporte público, estaciones, puertos, centros logísticos, parqueaderos de vehículos,

depósitos y aeropuertos como elementos que de igual manera influyen en la constitución de las redes viales.

En consecuencia, se encontró la necesidad de desarrollar un algoritmo de optimización que permitiera “diseñar un conjunto de rutas a costo mínimo, para atender solicitudes de clientes geográficamente dispersos, que por lo general se concentran en lugares específicos de una red vial.” (Toro-ocampo, 2016, p. 26).

2.1.2 Vehicle Routing Problem (VRP).

Este algoritmo es importante por su aplicación evidente a los sistemas de distribución de bienes y de provisión de servicios del mundo real (Uchoa et al., 2017).

De hecho, este mismo autor y Toro-Ocampo et al., (2016) resaltan las variantes que puede abarcar el Vehicle Routing Problem o VRP, así:

- Con ventanas de tiempo.
- Con múltiples depósitos.
- Con flota mixta de vehículos.
- Con entregas divididas (Split deliveries).
- Con servicios de recogida y de entrega.
- Según la duración de la ruta.
- Con múltiples depósitos.
- Entre otras

Indistintamente de la variante que se opte, el objetivo sigue siendo la optimización del recurso, la disminución de costos y la satisfacción del cliente. Ahora, la autora considera que el ruteo no solo hace posible el hecho de cumplir con la flexibilidad y la variabilidad de las condiciones de los

clientes, sino que se estructura de forma tal que favorece los resultados económicos, sociales, ambientales, de desarrollo de infraestructura y de regulación en las ciudades, tal como se avala en (Pronello, Camusso, & Valentina, 2017).

No obstante, para este trabajo de investigación se desea tener en consideración una característica que se aproxime a los problemas de la vida real: incertidumbre, que se representa en la demanda, en la existencia de los clientes, en los viajes que se deben realizar, etc, como se cita en (Markov et al., 2018). Este mismo autor explica que las demandas por encima de los esperado podrían resultar en fallos de ruta, que consiste en tener mercancía insuficiente antes de la siguiente parada de resurtido. Este tema sobre incertidumbre se abordará más adelante.

2.1.2.1 Capacitated Location Routing Problem – CLRP.

Dentro de los modelos de ruteo vehicular se encuentran las variaciones VRPs que buscan el planteamiento de rutas de atención a los clientes por medio de una flota vehicular con capacidad restringida desde un depósito establecido. Por otra parte, las variaciones LRPs involucran la localización de depósitos para posteriormente diseñar las rutas de atención a los clientes, tal como se cita en (Toro-Ocampo et al., 2016).

El objetivo del CLRP consiste en determinar cuáles depósitos serán abiertos, planificar cuál ruta es la que se utilizará para visitar todos los clientes, a la vez que se busca minimizar el costo total, incluyendo el costo del depósito, del vehículo y del viaje (Yu et al., 2019). El CLRP es conocido por ser un problema NP-hard, dado que este es una generalización de dos problemas NP-hard: el problema de localización de instalaciones con restricciones de capacidad (CFLP) y el problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos (MDVRP) (Escobar, Linfati, & Adarme, 2015, p. 3).

2.1.2.1.1 Formulación modelo del CLRP

Según Yu et al (2019) y Contardo, Cordeau, & Gendron (2013), un modelo CLRP puede ser representado como un grafo dirigido representado por $G = (V, E)$, donde el nodo V se compone por un conjunto I de clientes y un conjunto J de posibles depósitos, entonces $V = I \cup J$. E es un conjunto de arcos que conectan los nodos. Con cada punto $\{i, j\} \in E$ hay un costo asociado C_{ij} , que indica el costo de viajar del nodo i al nodo j .

Cada cliente $i \in I = \{1, \dots, n\}$ tiene una demanda d_i . Cada depósito $j \in J = \{1, \dots, m\}$ tiene un costo de apertura C_j y una capacidad Q_j .

Adicionalmente existe una flota homogénea de vehículos, cada uno tiene una capacidad Q y cada ruta consume un costo fijo de VC . Cada vehículo puede ser asignado a un solo depósito, lo que significa que un vehículo puede iniciar y terminar únicamente a un mismo depósito. Cada cliente debería ser atendido por sólo una ruta. La carga total de cada ruta vehicular (es decir la suma de las cargas de todos los clientes que se atienden en esa ruta) no puede exceder la capacidad del vehículo. La carga total de un depósito (es decir la suma de todas las cargas de todas las rutas pertenecientes a ese depósito) no debe exceder su capacidad máxima.

El LRP resulta importante para la literatura científica y para el manejo de la cadena de suministros porque abarca la localización de los depósitos (DLP) o facilidades (FLP) y la generación de las rutas vehiculares (VRP). Anteriormente estos problemas se consideraban de forma independiente y esto sólo causaba que se obtuvieran soluciones subóptimas (Oudouar, Lazaar, & Miloud, 2020). Este mismo autor señala que en años recientes algunos investigadores han comenzado a incluir restricciones de capacidad en depósitos y/o en rutas en este problema, lo que se convierte en un *Capacitated location routing problem* o CLRP. Más aún, según Yu et al. (2013), era un cambio

esperado por el hecho de que las restricciones relacionadas con la capacidad son muy comunes en las aplicaciones reales.

2.1.2.1.2 Variantes CLRP

De acuerdo con Toro-Ocampo et al., (2016), dentro de las variantes para el CLRP podrían considerarse tres alternativas diferentes (CLRPPC, GCLRP, GOLRP):

I. Aquellas en las que se considera el alquiler de una parte o de la totalidad de la flota que realiza la labor de distribución.

- a. Si se alquila todo el conjunto de vehículos el problema se llama OLRP.
- b. Si se tiene en cuenta una mezcla entre flota propia y subcontratada, la variante se denomina *Capacitated Location routing problem with private fleet and common carrier* (CLRPPC).

Este tipo de problemas se presenta por ejemplo en los casos de empresas dedicadas a la prestación de servicios de reparación y mantenimiento, en donde la flota propia no resulta suficiente para dar cumplimiento a la atención de los clientes. De igual forma, se presenta en los escenarios de desastres, en donde se debe recurrir a una flota externa adicional que ayude a socorrer la emergencia.

Su objetivo es minimizar los costos de apertura de los depósitos, del uso de los vehículos propios y también los costos variables ligados al recorrido de las rutas con flota propia o subcontratada.

II. Problemas en los que se contemplan las emisiones ambientales.

- a. *Green Capacitated Location Routing Problem* (GCLRP). Considera la minimización de gases de efecto invernadero usando flota propia.

- b. *Green Open Capacitated Location Routing Problem* (GOLRP). Considera la minimización de gases de efecto invernadero usando flota subcontratada.

2.1.3 Distancia Euclidiana

Según (Kaspi, Zofi, & Teller, 2019), el problema TSP clásico, *Travelling Salesman Problem*, es definido así:

Un vendedor tiene una lista n de ciudades, las cuales debe visitar exactamente una vez. El vendedor comienza y termina su recorrido en la ciudad donde vive. Su propósito es encontrar un orden en el que visite las ciudades y el costo total (tiempo o distancia) sea minimizado.

El problema se modela usando un grafo $G = \{V, E\}$, que contenga n nodos representando las ciudades y m nodos representando los arcos de conexión. A cada arco se le asigna un peso igual al tiempo de viaje (tiempo o distancia) entre los nodos que conecta. El objetivo es encontrar un tour que pase por todos los nodos y que minimice el costo total.

De acuerdo con lo anterior, la distancia Euclidiana es una fórmula ampliamente conocida y normalmente utilizada, ya que encuentra la distancia más corta para unir dos puntos. Establece que la distancia entre dos puntos $P = (x_1, y_1)$ y $Q = (x_2, y_2)$ es $d(P, Q) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$ (Gómez i Urgellés, 2019).

2.1.4 Distancia Manhattan

“En diversos lugares del mundo se organizan ciudades diseñando sus calles en ángulo recto, creando manzanas rectangulares, este hecho se conoce en urbanismo como plan hipodámico en honor al arquitecto griego Hipodamo de Mileto (498-408 a. C.), considerado el padre del urbanismo ya que la organización de las ciudades se caracterizaban por un diseño de calles rectilíneas que se cruzaban en ángulo recto (planos ortogonales). Como ejemplo actual destaca

Manhattan. Su famoso diseño cuadrículado proviene del denominado Plan de los Comisarios de 1811, que consistía en enfatizar la ortogonalidad de sus las calles. Las calles discurren de este a oeste, y las avenidas de norte a sur.” (Gómez i Urgellés, 2019, p. 2)

De acuerdo con lo anterior, la distancia Manhattan (también conocida como Taxi-distancia) es un tipo de distancia que sigue un recorrido en forma de cuadrícula, como se muestra en la *Figura 3*:

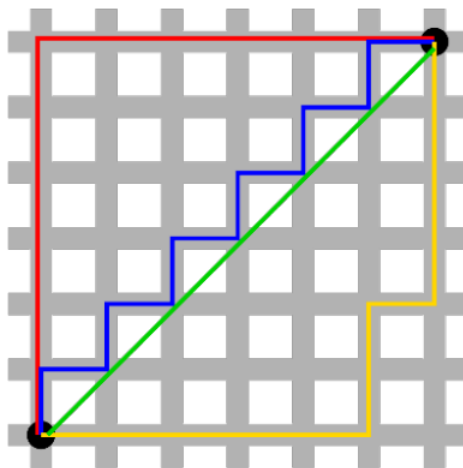


Figura 3. Distancia Euclidiana y distancia Manhattan
(Gómez i Urgellés, 2019)

La línea verde representa la distancia Euclidiana, mientras que las demás líneas son las posibles rutas que se pueden seguir, usando la distancia de Manhattan.

Por consiguiente, está definida como la suma de los valores absolutos de las diferencias de sus componentes (Bregón & Alfonso, 2005). Así: $d(P, Q) = |x_2 - x_1| + |y_2 - y_1|$ (Gómez i Urgellés, 2019, p. 4)

2.1.5 Programación estocástica

En primera instancia, para poder comprender lo que quiere decir el término de Programación estocástica se debe partir de una base mucho más sencilla: la terminología determinística. “En la

versión clásica determinística del VRP, todas las variables como tiempo de desplazamiento, la demanda de cada cliente, etc. son conocidas con anterioridad mientras la ruta se planea (Goel et al., 2019, p. 1). Por el contrario, la terminología estocástica se refiere a que alguno de los datos es aleatorio o desconocido. La mayor parte de la literatura sobre el VRP estocástico está enfocada en la consideración de una sola variable aleatoria: bien sea la demanda o el tiempo de desplazamiento/servicio pero no ambos (Goel et al., 2019, p. 3). Ahora, la programación estocástica se refiere al hecho de que varias partes del problema pueden ser modeladas como programas matemáticos lineales o no lineales (Birge & Louveaux, 2006, p. xi).

La programación estocástica parte del hecho de que es imposible, bajo incertidumbre, encontrar una solución que sea la más óptima para todas las circunstancias (Birge & Louveaux, 2006, p. 9), razón por lo cual se debe buscar, por lo menos, una instancia que sea factible para todas los eventos, de acuerdo con los datos que se dispongan.

2.1.5.1 Problemas lineales de dos etapas

De acuerdo con Shapiro, Dentcheva, & Ruszczyński (2009) la forma general de un modelo de programación estocástica lineal de dos etapas es:

$$\text{Min}_{x \in \mathbb{R}^n} c^T x + E[Q(x, \xi)] \quad (2.1)$$

$$\text{Sujeto a: } Ax = b \quad (2.2)$$

$$x \geq 0 \quad (2.3)$$

Donde:

(2.1) busca minimizar el costo $c^T x$ de las decisiones de primera etapa más el costo esperado de las decisiones óptimas de segunda etapa. Cada una de las partes que compone la ecuación son:

$c^T x$ es el vector de los objetivos de primera etapa.

E representa el valor esperado o esperanza matemática.

$\xi = (q, h, T, W)$ son los datos del problema de segunda etapa.

$Q(x, \xi)$ es el valor óptimo del problema de segunda etapa.

(2.2) y (2.3) definen el conjunto de soluciones factibles.

El valor óptimo de segunda etapa $Q(x, \xi)$ se compone de:

$$\text{Min}_{y \in \mathbb{R}^m} q^T y \quad (2.4)$$

$$\text{Sujeto a: } Tx + Wy = h \quad (2.5)$$

$$y \geq 0 \quad (2.6)$$

(2.4) busca la minimización de $q^T y$ que es el vector de los objetivos de segunda etapa.

(2.5) $h = Tx + Wy$ es la matriz tecnológica ($Wy = h - Tx$) y representa la acción de recurso.

(2.6) garantiza que el vector de decisión de segunda etapa tenga valores superiores a cero.

Según estos mismos autores, durante la primera etapa de esta formulación se deben tomar x decisiones “aquí y ahora” (*here-and-now*) antes de que el evento aleatorio ξ (entendido como un

vector aleatorio conocido) ocurra. En la segunda etapa, luego de obtener los datos de la ocurrencia de ξ , se optimiza resolviendo un problema de optimización apropiado.

En la primera etapa se optimiza (minimiza) el costo $c^T x$ de la decisión de primera etapa más el costo esperado de la decisión (óptima) de segunda etapa. Del mismo modo, mencionan que el problema de segunda etapa se puede ver como un simple problema de optimización, que describe el comportamiento óptimo cuando la información aleatoria es conocida, o se puede considerar su solución como una acción de recurso o correctiva donde el término Wy compensa por las posibles inconsistencias del sistema $Tx \leq h$ y $q^T y$ es el costo de dicha acción (Shapiro & Philpott, 2007, p. 7).

2.1.5.2 *Wait and see*

Según (Shapiro, Dentcheva, & Ruszczyński, 2009), en la programación estocástica existen dos tipos de decisiones que se pueden tomar:

- Las decisiones de primera etapa o *first-stage-decision*, que deben ser tomadas antes de la ocurrencia de un evento aleatorio, lo que significa que es independiente de los datos aleatorios.

Las variables de primera etapa son llamadas decisiones *here-and-now*.

- Las decisiones de segunda etapa o *second-stage-decision*, que son tomadas luego de conocer la información obtenida tras el evento aleatorio y normalmente son en función de los datos.

Las variables de segunda etapa son llamadas soluciones *wait-and-see*.

Para el ruteo de vehículos, el método *wait-and-see* consiste en hacer las rutas de distribución luego de obtener la información sobre el nivel de demanda (Birge & Louveaux, 2006).

A continuación se presenta un ejemplo propuesto por estos mismo autores que ilustra el comportamiento del *wait-and-see*.

Considérese el siguiente problema de ruteo de vehículos. Un solo vehículo de capacidad 10 tiene que visitar 4 clientes (A,B,C,D) en una ruta empezando en el depósito 0 (o en la casa del vendedor). No hay límite en el tiempo de viaje, de forma que el vehículo puede hacer varios viajes consecutivos de ser necesario.

Las demandas de los clientes A, B y D son conocidas es iguales a 2. La demanda del cliente C es aleatoria. Ahora, para poner las cosas en los extremos vamos a asumir que la demanda del cliente C es 1 o 7 con igual probabilidad de ocurrencia. Todas las demandas deben ser atendidas. La *Figura 4* ilustra este planteamiento.

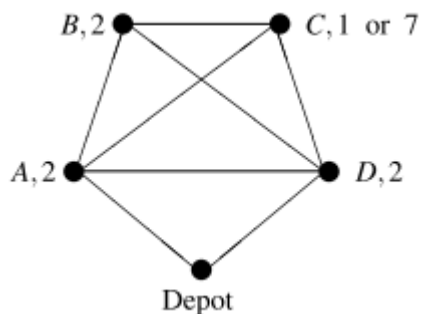


Figura 4. Representación gráfica del problema de ruteo vehicular.

(Birge & Louveaux, 2006)

Las distancias entre dos puntos cualquiera están dados por la forma de una matriz simétrica $C = (C_{ij})$, donde C_{ij} es la distancia entre i y j . Los datos están disponibles en la *Tabla 1*.

	0	A	B	C	D
0	-	2	4	4	1
A	2	-	3	4	2

B	4	3	-	1	3
C	4	4	1	-	3
D	1	2	3	3	-

Tabla 1. Matriz de distancias

(Birge & Louveaux, 2006)

La matriz de distancias es simétrica, lo que significa que la distancia entre dos puntos es la misma independientemente de la dirección. La ruta óptima para el TSP es (0,A,B,C,D,0) con una longitud de 10.

Por otra parte, la solución óptima para la situación *wait-and-see* se muestra en la Figura 5.

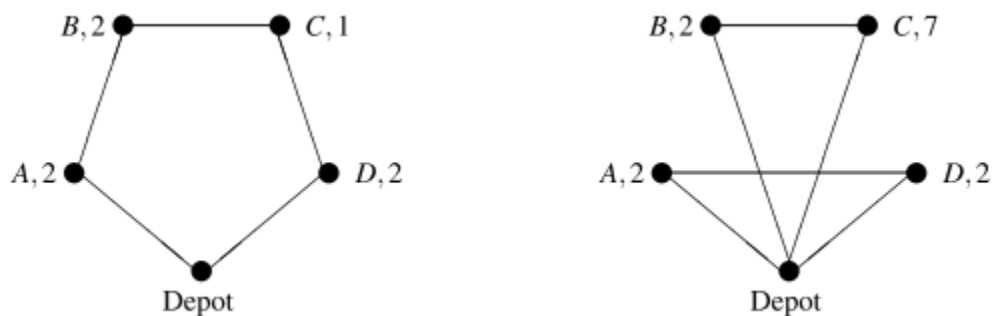


Figura 5. Soluciones *wait-and-see* cuando la demanda de C es 1 o 7.

(Birge & Louveaux, 2006)

- Cada vez que el cliente C requiere una sola unidad en ser recolectada, la capacidad del vehículo es lo suficientemente grande para recoger la demanda de los 4 clientes. Lo ideal es seguir la longitud de la ruta del TSP de 10.
- Cada vez que el cliente C requiere 7 unidades, el total de la demanda de 13 excede la capacidad del vehículo. Por lo tanto, este debe hacer 2 rutas sucesivas. La combinación de las dos rutas con la menor distancia es (0,A,D,0,B,C,0), con un total de 14.

Además, si la demanda de C es 7 y el vehículo tiene capacidad de 10, la parte de la ruta que visita C puede visitar únicamente a este cliente o visitar a C y otro cliente más. Para el primer caso mencionado (visitar únicamente C), existen tres posibilidades de ruta dependiendo del orden en que se visiten A, B y D; siendo la mejor (0,A,B,D). De la misma forma, hay tres posibilidades de ruta para el segundo caso (visitar C y otro cliente), dependiendo del cliente que se elija para estar en la ruta que visita a C.

Debido a que ambas situaciones pueden ocurrir la mitad del tiempo, las rutas óptimas tendrán una longitud de 10 y 14 respectivamente y ambas serán recorridas la mitad del tiempo. Se entiende que la distancia recorrida media (o esperada) bajo el enfoque *wait-and-see* es:

$$WS = \frac{1}{2} * 10 + \frac{1}{2} * 14 = 12.$$

2.1.5.3 Solución de valor esperado

Si la demanda no es conocida con antelación, significa que se conocerá cuando el vehículo llega a C. La primera actitud es olvidarse de la incertidumbre. La ruta se planea con miras a la demanda esperada, que para este caso el cliente C tendría una demanda media de 4, lo que significa que la capacidad del vehículo es lo suficientemente grande para recoger la demanda de los 4 clientes.

La demanda en C se conoce al arribar a este nodo, donde la mitad del tiempo es 1 y la otra mitad de 7, pero en una moda aleatoria. En la *Figura 6* se evidencia lo que pasa realmente:

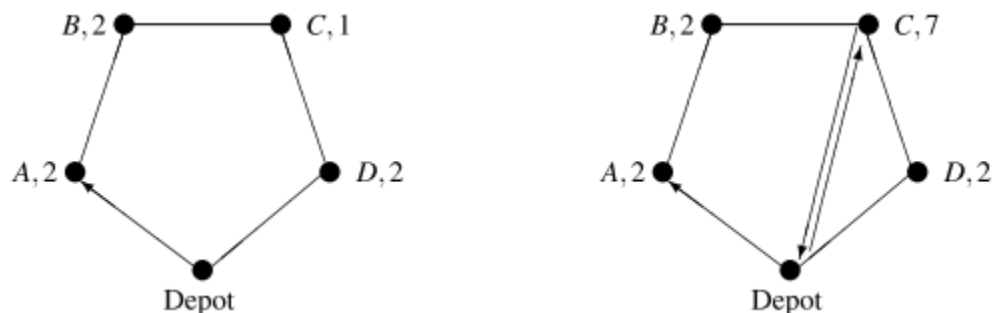


Figura 6. Viaje real cuando la demanda de C es 1 o 7, y si la ruta TSP es planeada.

(Birge & Louveaux, 2006)

- Cuando el vehículo llega a C y la demanda es 1, se procede con la ruta planeada. El total de la demanda es 7 y es menor que la capacidad. La distancia recorrida es 10.
- Cuando el vehículo llega a C su carga ya es 4, si la demanda de C es 7, el vehículo no puede recolectar el total de la mercancía. Asumiendo que la carga sea divisible, se recogen 6 unidades y se retorna al depósito para descargar y regresa a C a cargar la unidad restante y continuar con la ruta. El vehículo viaja (0,A,B,C,0,C,D,0) para una longitud total de 18. En la literatura de ruteo vehicular, la incapacidad de satisfacer totalmente la demanda del cliente se conoce como *fallo de ruta*. La distancia extra debido a esta situación es un retorno al depósito, por consiguiente, el total es igual a la distancia planeada de 10 más la distancia de 8 de retorno al depósito desde C. Este mismo resultado se obtiene si la mercancía no fuera divisible.

Debido a que ambas situaciones ocurren la mitad de tiempo, el costo real bajo incertidumbre de la solución de valor esperado se conoce como *expectativa del problema del valor esperado*:

$$EEV = \frac{1}{2} * 10 + \frac{1}{2} * 18 = 14.$$

2.1.5.4 Solución de Recurso

Dada la incertidumbre de C, se propone una mejora en la ruta. Primero se debe observar que es posible hacer la ruta TSP óptima antes mencionada (0,A,B,C,D,0) en el sentido opuesto (0,D,C,B,A,0), lo que significa que:

- Cuando el vehículo llega a C y la demanda es 1, se procede con la ruta normalmente. El total de la distancia recorrida seguiría siendo 10.
- Cuando el vehículo llega a C y la demanda es 7, es posible recolectar el total de las unidades. No obstante, no será posible recolectar el total de la demanda de los otros clientes. Por lo tanto, luego de recoger la mercancía en C, el vehículo retorna al depósito, descarga y regresa a continuar con los clientes B y A. Esta situación se conoce como *retorno preventivo* (ya se sabe en C que la carga en B no podrá ser recolectada, por esto es mejor retornar al depósito y resumir la ruta en B, en lugar de ir a B y hacer el retorno al depósito después). El vehículo viaja (0,D,C,0,B,A,0) con una longitud total de 17.

El verdadero costo bajo incertidumbre de hacer la ruta (0,D,C,B,A,0) es $\frac{1}{2} * 10 + \frac{1}{2} * 17 = 13.5$

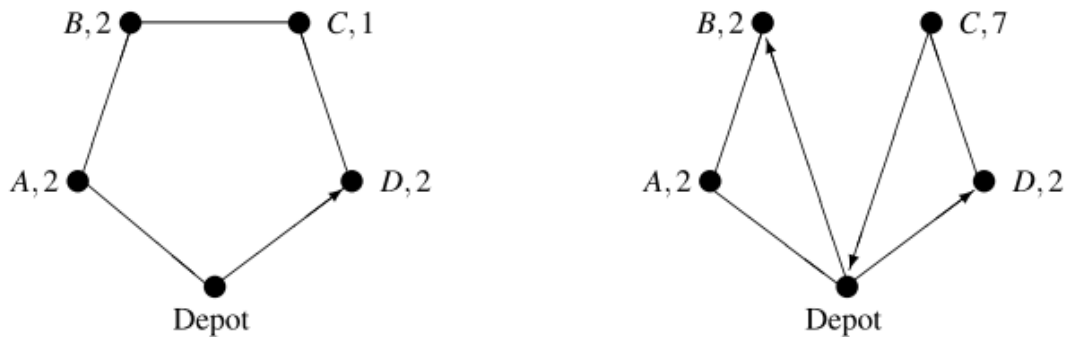


Figura 7. Recorrido verdadero cuando la demanda de C es 1 o 7 y la ruta se planea en el sentido contrario.

(Birge & Louveaux, 2006)

En conclusión, se ve que bajo incertidumbre existe una diferencia entre la ruta planeada y la ruta efectiva viajada. En la terminología estocástica, decidir respecto a la ruta planeada (*ruta a priori*) es una decisión de primera etapa o *first-stage decision*, tomada antes de que los parámetros aleatorios sean conocidos. Cuando la incertidumbre es descubierta, las acciones adicionales o *second-stage decisions* son posibles; se les conoce como acciones de recurso. En el ejemplo puesto existen dos opciones de acciones de segunda etapa: retorno al depósito o retorno preventivo.

Luego de varios cálculos se demuestra que la solución óptima es seleccionar (0,C,B,A,D,0) como la ruta planeada. Si la demanda en C es 1, la distancia recorrida total será 11. En caso contrario, un retorno preventivo ocurre en B, la ruta será (0,C,B,0,A,D,0) con un total recorrido de 14. La solución óptima se presenta en la *Figura 8*. El resultado esperado para la longitud de la ruta bajo la *acción de recurso óptima* es:

$$RP = \frac{1}{2} * 11 + \frac{1}{2} * 14 = 12.5.$$

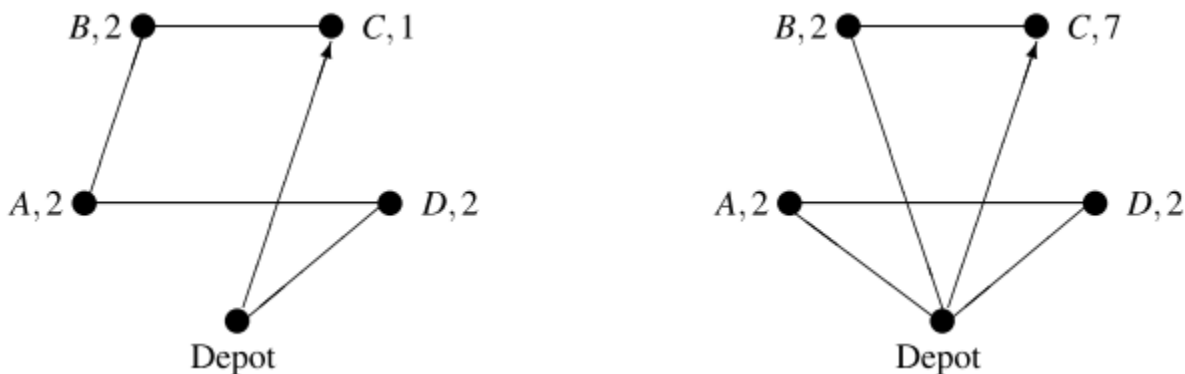


Figura 8. Recorrido verdadero cuando la demanda de C es 1 o 7 y la ruta se planea con la acción de recurso óptima.

(Birge & Louveaux, 2006)

Este ejemplo demuestra tres aspectos claves de la programación estocástica:

1. Cuando se trabaja con incertidumbre es importantes considerar lo que pasa antes (*first-stage*) y después (*second-stage*) de que la incertidumbre es revelada. Es también importante considerar una amplia variedad de decisiones que incluyen cambiar el sentido de la ruta en la primera etapa o hacer viajes retorno o retornos preventivos en la segunda etapa.
2. Debido a la incertidumbre, una solución mala puede ser elegida en un caso favorable. Cuando la demanda es baja, el vehículo hace la ruta planeada (0,C,B,A,D,0) longitud 11, que es más larga que la ruta TSP (longitud 10); ya que al visitar el cliente C de primero, la demanda se conoce de forma temprana en la ruta y una acción de recurso eficiente puede ser implementada en caso que la demanda en C sea alta (retorno preventivo luego de B). No obstante, esto implica un costo extra cuando la demanda en C es baja.
3. Las relaciones a continuación se mantienen:

$$WS \leq RP \leq EEV \quad (2.8)$$

(2.8) La primera relación $WS \leq RP$ significa que es preferible siempre tener información con anticipación. La diferencia $RP - WS$ se conoce como *EVPI*: valor esperado de la información perfecta (representa la pérdida de ganancia por la presencia de la incertidumbre). Aquí el $EVPI = 0,5$. Este es el valor máximo que la persona que planea la ruta debería estar dispuesta a pagar a C para tener información de forma anticipada.

La segunda relación significa que es mejor solucionar el programa estocástico que pretender que la incertidumbre no existe. La diferencia $EEV - RP$ se conoce como *VSS*: valor de la solución estocástica (igual a la posible ganancia por resolver el modelo

estocástico). Aquí el $VSS = 1,5$. Por lo anterior se concluye que trabajar con incertidumbre realmente es importante.

2.1.6 Micro plataformas logísticas urbanas (mPLU) o centros de carga de pedidos

Una de las opciones más viables que se contemplan para esta investigación son las micro plataformas logísticas urbanas, pues son centros logísticos que permiten realizar la distribución de mercancía en una zona urbana con acceso restringido (horarios, tamaños de vehículos, etc) (Antún, 2013). Para el caso de la ciudad de Pereira, Colombia, esto aplica en la medida en que hay zonas donde es prohibido el tránsito de tractocamiones o de camiones de gran capacidad, como por ejemplo el centro de la ciudad o en algunas avenidas importantes (Area Metropolitana CentroOccidente, 2019). No obstante, es allí donde se agrupa una gran cantidad de lugares comerciales y de sectores que requieren abastecimiento de mercancías.

Según Antún (2013), una mPLU:

- Está enfocada en la operación de distribución física en el tejido urbano en la última milla.
- En general, se trata de instalaciones de *cross-docking* con un inventario reducido a lo necesario para múltiples reabastecimientos en la jornada.
- Es un punto de partida para rutas con vehículos eléctricos, patines o carretillas de carga.

“La superficie que ocupa una mPLU depende de las oportunidades de encontrar solares reciclables en el tejido urbano (normalmente de 30 a 50 m²), viejas instalaciones industriales recicladas (normalmente, no más de 500 m²), hasta áreas específicas en centros comerciales (más de 2.000 m²).”

2.1.6.1 Plataformas Cross-docking

Un centro de distribución tipo *Cross-docking* es una técnica logística ampliamente conocida que de hecho ya se implementa en varias multinacionales como WalMart, UPS y Toyota (Fonseca et al., 2019).

Estos mismos autores enuncia que esta técnica reduce los costos de inventario a la misma vez que incrementa el flujo de la mercancía, aumentando la eficiencia de la cadena de suministros. Esto se logra mediante la recepción de productos de diferentes proveedores y su consolidación hacia destinos finales comunes. Todo esto se desarrolla sin almacenamiento o con almacenamiento físico, normalmente los productos no pasan más de 24 horas en este proceso.

Así mismo, al reducir el costo de los inventarios, los proveedores pueden reducir sus costos de distribución en general y a la misma vez se reduce el lead time de los consumidores (Flavia Monaco & Sammarra, 2020). De hecho, estos mismos autores mencionan que el CD puede ser para la logística como el *just in time* es para la producción, donde el objetivo es la reducción de los inventarios lo máximo posible.

Físicamente los centros de distribución tipo CD tienen una serie de puertas recibidoras para los camiones entrantes que se estacionan para ser descargados; una serie de puertas de despacho para cargar los camiones salientes, y un área de almacenamiento/clasificación de productos. Para los bienes perecederos se utilizan normalmente zonas de temperatura controlada (Theophilus, Dulebenets, Pasha, Abioye, & Kavooosi, 2019).

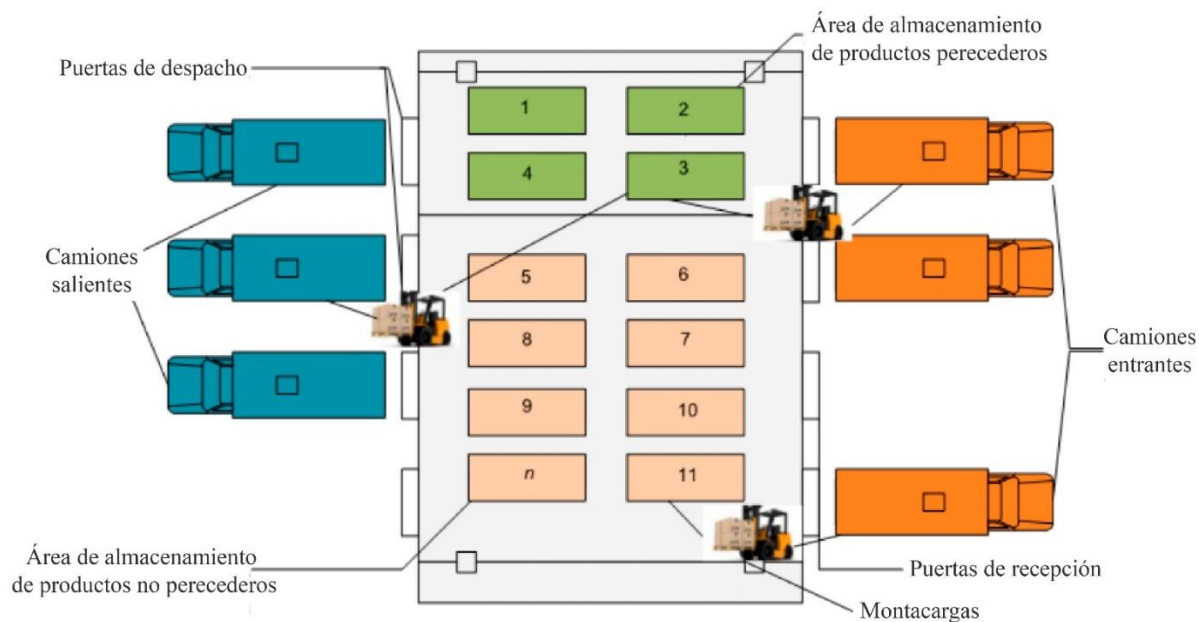


Figura 9. Disposición física de un depósito cross-docking (Theophilus et al., 2019) Modificada por la autora

De igual forma, Fonseca et al., (2019) describen como es la operación en el depósito CD:

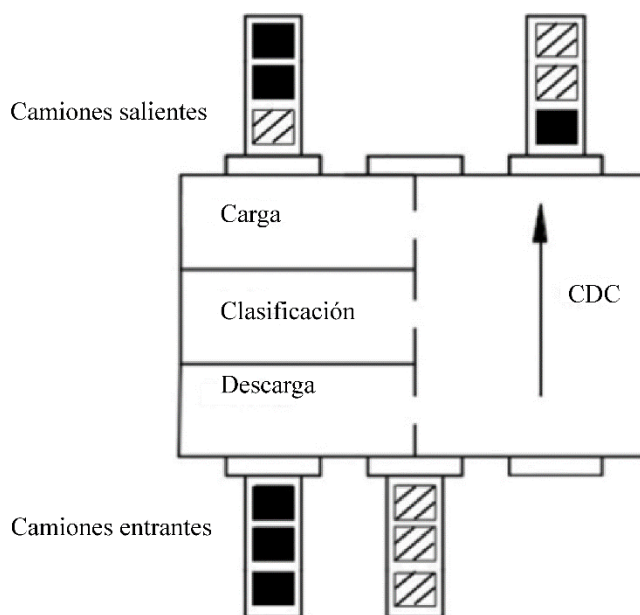


Figura 10. Esquema del funcionamiento de un centro de distribución tipo cross-docking.

(Fonseca et al., 2019) Modificada por la autora

Primeramente, ingresa un camión al centro de distribución; si el número de camiones es mayor que el número de muelles, algunos deberán esperar en la fila hasta una posterior asignación. Luego, después de estar el camión entrante en el muelle, la mercancía es descargada, escaneada, organizada y movida a través del muelle para cargarse en los camiones salientes y ser despachada inmediatamente a otro lugar de la cadena de suministros. Una vez que el camión entrante o saliente es descargado o cargado, este es movido del muelle y se reemplaza por otro y así repetidamente.

Es por esto que el transbordo de mercancía debe ser eficiente y las operaciones cuidadosamente planeadas, de forma que los camiones entrantes y salientes estén sincronizados para mantener el almacenaje en el centro de distribución lo más bajo posible y las entregas se puedan hacer a tiempo (Fonseca et al., 2019).

En esta investigación se contemplan depósitos con un área entre 30-50 m² tal como se mencionó previamente y según (Antún, 2013). Si bien este valor puede variar según la disponibilidad de los espacios en el Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO), se considera que sigue siendo un área reducida para la implementación de múltiples compuertas para descarga y carga de mercancía. Es por esto que se propone que la cantidad de puertas implementadas se limite a 1 por proceso, es decir, una de carga y otra de descarga. En este sentido, se cree que el volumen de mercancía manejado debe otorgar un indicio para el área que se debe manejar, pero debido a que esta investigación no maneja un caso concreto con un volumen de mercancía real, se opta por limitar la cantidad de puertas que se deberían considerar.

2.1.6.1.1 Truck Scheduling

Los depósitos tipo CD pueden presentar una serie de desafíos relacionados con las operaciones que allí se manejan. No obstante, hay un asunto a nivel operacional de gran importancia para el

correcto funcionamiento de este tipo de depósitos: la sincronización de los camiones entrantes y salientes. A este tipo de problemas se les conoce como *truck scheduling problem* o problema de programación de camiones (Flavia Monaco & Sammarra, 2020).

Generalmente los problemas de programación de camiones pueden ser divididos en dos clases: programación de camiones entrantes mientras que se asume que los camiones salientes ya están programados a mediano plazo; y la programación de camiones tanto entrantes como salientes (Flavia Monaco & Sammarra, 2020).

El enfoque cuantitativo se realiza mediante modelos matemáticos que antes eran usados en el problema de asignación de puertas en los depósitos CD (asignación de orígenes a las puertas de recepción CD y asignación de destinos a las puertas de envío CD) (Theophilus et al., 2019). Estos autores mencionan un artículo que encontró diferentes tipos de formulaciones matemáticas: programación lineal (LP), programación entera (IP), programación no lineal (NLP), programación entera mixta (MIP), optimización multi objetivo y programación cuadrática (QP). Este mismo estudio también abordó las metodologías de solución, que incluyen: simulación, optimización exacta, heurísticas y metaheurísticas.

Por otra parte, (Theophilus et al., 2019) mencionan que en otro artículo se hizo una clasificación diferente de los modelos matemáticos para la planeación en un CD. Estos son:

- a) Estratégicos: se enfocan en el diseño de la red del centro CD.
- b) Tácticos: se enfocan en la distribución física del centro CD.
- c) Operacionales: se enfocan en la asignación de puertas, programación, transbordo y el ruteo vehicular.

En este orden de ideas es importante aclarar que esta investigación no solucionará este último problema mencionado de *truck-scheduling*.

2.1.7 Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO)

En esta propuesta de investigación se busca la localización de puntos estratégicos que funcionen como micro plataformas logísticas en el Área metropolitana centro occidente (AMCO). Según el *cideu* (Centro Iberoamericano de Desarrollo Estratégico Urbano), “Fue creada el 15 de diciembre de 1981; el total de su población es de 691.581 habitantes y está conformada los municipios de Pereira, Dosquebradas y La Virginia pertenecientes al departamento de Risaralda, los cuales se encuentran inscritos en la cuenca alta del río Otún y posee una extensión de 846 km². Fue creada mediante la Ordenanza No. 020 del 15 de diciembre de 1981 por la Asamblea de Risaralda, en la cual se ponía en funcionamiento un área metropolitana, conformada por Pereira, como gran centro urbano o núcleo principal y las poblaciones contiguas de Dosquebradas y La Virginia.” (*cideu*, n.d.).

2.2 Marco conceptual

2.2.1 Logística de última milla o distribución urbana de mercancías

La distribución urbana de mercancías (DUM) o Logística de última milla (LUM) es aquella porción final de la cadena de suministros y que abarca las acciones relacionadas con las actividades comerciales, de abastecimiento y de distribución de mercancías en las ciudades (Antún, 2013).

2.2.2 Capacitated location routing problem

Es una variación del VRP cuyo objetivo consiste en determinar cuáles depósitos serán abiertos, planificar cuál ruta es la que se utilizará para visitar todos los clientes, a la vez que se busca minimizar el costo total, incluyendo el costo del depósito, del vehículo y del viaje (Yu et al., 2019).

2.2.3 Programación estocástica

Su propósito es encontrar una decisión óptima en los problemas que involucran datos inciertos. En esta terminología, estocástico es opuesto a determinísticos y esto significa que algún dato es aleatorio, mientras que la programación refiere al hecho de que varias partes del problema pueden ser modeladas como programas matemáticos lineales o no lineales (Birge & Louveaux, 2006).

2.2.4 Fallo de ruta o *route failure*

Consiste en que un vehículo arriba donde un cliente con existencias insuficientes de mercancía, por lo que no puede satisfacer completamente su demanda (Goel et al., 2019).

2.2.5 Decisiones de primera etapa o *first stage decisions*

Son aquellas que deben ser tomadas antes de la ocurrencia de un evento aleatorio, lo que significa que es independiente de los datos aleatorios. Las variables de primera etapa son llamadas decisiones *here-and-now* (Birge & Louveaux, 2006).

2.2.6 Decisiones de segunda etapa o *second stage decisions*

Son aquellas tomadas luego de conocer la información obtenida tras el evento aleatorio y normalmente son en función de los datos. Las variables de primera etapa son llamadas soluciones *wait-and-see* (Birge & Louveaux, 2006)

2.2.7 Wait-and-see

Para el ruteo de vehículos, el método *wait-and-see* consiste en hacer las rutas de distribución luego de obtener la información sobre el nivel de demanda (Birge & Louveaux, 2006).

2.2.8 Cross-docking

Es una técnica logística que reduce los costos de inventario a la misma vez que incrementa el flujo de la mercancía, aumentando la eficiencia de la cadena de suministros. La idea principal detrás de un centro logístico de *cross-docking* es recibir productos de diferentes proveedores y consolidarlos hacia destinos finales comunes. Todo esto se desarrolla sin almacenamiento o con almacenamiento físico (Fonseca et al., 2019).

2.2.9 Microplataformas logísticas urbanas (mPLU)

Son centros logísticos que permiten realizar la distribución de mercancía en una zona urbana con acceso restringido (horarios, tamaños de vehículos, etc). Una mPLU está enfocada en la operación de distribución física en el tejido urbano en la última milla. En general, se trata de instalaciones de *cross-docking* con un inventario reducido a lo necesario para múltiples reabastecimientos en la jornada y es un punto de partida para rutas con vehículos eléctricos, patines o carretillas de carga (Antún, 2013).

2.2.10 Truck scheduling

Se refiere a la sincronización de los camiones entrantes y salientes. Se conoce como *truck scheduling problem* o problema de programación de camiones (Flavia Monaco & Sammarra, 2020). Estos mismos autores mencionan que estos problemas pueden ser divididos en dos clases: programación de camiones entrantes mientras que se asume que los camiones salientes ya están programados a mediano plazo; y la programación de camiones tanto entrantes como salientes.

2.2.11 Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO)

Según el *cideu* (Centro Iberoamericano de Desarrollo Estratégico Urbano), “está conformada los municipios de Pereira, Dosquebradas y La Virginia pertenecientes al departamento de Risaralda,

los cuales se encuentran inscritos en la cuenca alta del río Otún y posee una extensión de 846 km². Fue creada mediante la Ordenanza No. 020 del 15 de diciembre de 1981 por la Asamblea de Risaralda.” (cideu, n.d.).

2.2.12 Distancia Euclidiana

Es una fórmula matemática que encuentra la distancia más corta para unir dos puntos. Establece que la distancia entre dos puntos $P = (x_1, y_1)$ y $Q = (x_2, y_2)$ es $d(P, Q) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$ (Gómez i Urgellés, 2019).

2.2.13 Distancia Manhattan

La distancia Manhattan (también conocida como Taxi-distancia) es un tipo de distancia que sigue un recorrido en forma de cuadrícula. Está definida como la suma de los valores absolutos de las diferencias de sus componentes (Bregón & Alfonso, 2005). Así: $d(P, Q) = |x_2 - x_1| + |y_2 - y_1|$ (Gómez i Urgellés, 2019, p. 4)

2.3 Marco espacial

En este trabajo de investigación se busca dar solución a un problema de ruteo vehicular enmarcado en la instancia del CLRP. Se considerará un caso de aplicación supuesto para la distribución de mercancía de cualquier tipo, siempre y cuando no implique alguna particularidad especial en su transporte (como cadena de frío, por ejemplo) y que pueda ser considerada dentro del modelo propuesto.

En el caso que se trabajará, se considera que una empresa requiere la ubicación de unos puntos logísticos en la zona de metropolitana de Pereira y/o de Dosquebradas, de forma que se puedan disminuir los costos asociados a la entrega de mercancías y se satisfaga la demanda del cliente.

Cabe aclarar que esta propuesta de investigación no será aplicada a la vida real. Se desarrolla solamente con fines académicos.

2.4 Marco temporal

Este proyecto de investigación abarca referencias bibliográficas producto de diversos estudios que se han realizado en materia del TSP y que paulatinamente han conformado todo el estado del arte en este tema. Se hizo énfasis en los documentos recopilados desde el año 2006 hasta el 2020 con especial hincapié en los años 2016 a 2019, donde se enmarca la tesis doctoral de (Toro-Ocampo et al., 2016), de la cual se extrae y se modifica el modelo matemático que se plantea en esta investigación.

Capítulo 3

Modelo matemático

El modelo matemático que se utilizará en esta investigación es propuesto por (Toro-Ocampo et al., 2016), que comienza considerando el problema de *Capacitated Location-Routing Problem with Private Fleet and Common Carrier* (CLRPPC) que al ser una variante del CLRP, tiene un doble enfoque: de selección de depósitos y diseño de rutas para atender a un grupo de clientes al menor costo posible, respetando las restricciones dadas. Además, se considera el uso de flota propia y subcontratada, de manera que desde este modelo se puedan hacer modificaciones y obtener versiones *open*, las versiones clásicas o estándar y las multi-objetivo (impacto ambiental).

Según Toth & Vigo (2002), se han propuesto 3 diferentes enfoques para el problema del VRP: i) *Vehicle Flow formulation*, que cuenta la cantidad de veces que un arco o nodo es atravesado por un vehículo; ii) *Commodity Flow formulation*, que representa el flujo de bienes *commodity* a través de los caminos viajados por los vehículos; iii) *Set-Partitioning Problem (SPP)*, hace referencia a una colección de circuitos factibles con costo mínimo, donde se atiende a cada cliente una única vez y posiblemente se satisfagan restricciones adicionales.

No obstante, cada uno de estos acercamientos tiene puntos que se deben considerar: i). Los modelos con formulación de *Vehicle Flow* no pueden ser utilizados para manejar problemas más prácticos como por ejemplo si la solución depende en la secuencia general de nodos o en el tipo de vehículos que se utilizan para cada ruta; ii) Los modelos de *Commodity Flow* existen variables enteras adicionales asociadas a los arcos o nodos. Es un enfoque que recientemente ha sido utilizado para la solución exacta del CVRP; iii) en los modelos de tipo *Set-Partitioning* existe un número

exponencial de variables, cada una asociada a una ruta factible diferente, por lo tanto, la relajación de la programación lineal es mucho más difícil que en los modelos previos; además, trabajar con estos modelos implica ocuparse de un gran número de variables.

El modelo que se utilizará en esta investigación es especial, no sólo porque es un modelo flexible, sino porque presenta una característica innovadora en la literatura científica: la radialidad. De hecho, en esta misma investigación se efectuaron experimentos computacionales entre el modelo propuesto y el MTZ para el VRP, MDVRP y CLRP y se comprobó que el modelo radial tiene un mejor desempeño en todos los casos (Toro-ocampo, 2016, p. 62). Además, se han podido obtener soluciones óptimas con $GAP = 0$ o de excelente calidad con $GAP \neq 0$.

El término de radialidad, acuñado por la misma autora del modelo, hace una similitud con las redes de distribución de energía eléctrica, en donde la red es alimentada por uno de los extremos (en este caso el depósito) y se forman fractales alrededor (rutas de distribución).

A propósito de los anterior, en este trabajo de investigación se pretende modificar el modelo mostrado a continuación, mediante la relajación de restricciones hasta llevarlo a la forma del CLRP, y se adicionará la característica de incertidumbre en la demanda de los clientes.

Conjuntos

- I Conjunto de centros de distribución
- J Conjunto de clientes
- V Conjunto de nodos $V = I \cup J$

Parámetros

- O_i Costo de apertura del centro de distribución i .
- W_i Capacidad del centro de distribución i .
- F Costo fijo asociado a cada vehículo propio utilizado en la operación.
- Q Máxima carga que puede ser transportada por un vehículo.
- D_j Demanda de cada cliente $j \in J$.
- C_{ij} Costo de viajar entre los nodos i y j .
- P Factor de penalización aplicado a cada arco cuando es transitado usando un vehículo subcontratado.
- NV_a Número de vehículos disponibles de la flota propia.

Variables

- x_{ij} Variable binaria que se activa cuando el camino entre los nodos $i, j \in V$ es recorrido por un vehículo propio.
- s_{ij} Variable binaria que se activa cuando el camino entre los nodos $i, j \in V$ es recorrido por un vehículo subcontratado.
- y_i Variable binaria que indica la apertura del centro de distribución $i \in I$.
- z_j Variable binaria que determina si el consumidor ubicado en el nodo $j \in J$ es el último de la ruta en ser atendido.
- a_{ij} Variable binaria que indica si el vehículo usa el camino desde el nodo j al centro de distribución ubicado en el nodo i .

t_{ij} Variable continua que indica la cantidad de carga transportada entre los nodos recorridos por la flota propia i y j .

l_{ij} Variable continua que indica la cantidad de carga transportada entre los nodos recorridos por la flota subcontratada i y j .

$$\min = \sum_{i \in I} O_i y_i + \sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} F a_{ij} + \sum_{i, j \in V} c_{ij} x_{ij} + \sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} c_{ij} a_{ij} + P \sum_{\substack{i \in V \\ j \in V}} c_{ij} s_{ij} \quad (3.1)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i \in V} x_{ij} + \sum_{i \in V} s_{ij} = 1, \quad \forall j \in J \quad (3.2)$$

$$\sum_{k \in J} x_{ik} + \sum_{i \in I} a_{ij} = \sum_{i \in V} x_{ij}, \quad \forall j \in J \quad (3.3)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} = \sum_{j \in J} a_{ij}, \quad \forall i \in I \quad (3.4)$$

$$\sum_{k \in J} s_{ik} \leq \sum_{i \in V} s_{ij}, \quad \forall j \in J \quad (3.5)$$

$$x_{ij} + x_{ji} + s_{ij} + s_{ji} \leq 1, \quad \forall i, j \in V \quad (3.6)$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} t_{ij} + l_{ij} = \sum_{\substack{k \in V \\ k \neq j}} (t_{jk} + l_{jk}) + D_j, \quad \forall j \in J \quad (3.7)$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ j \in V}} x_{ij} + s_{ij} = \text{card}(J), \quad \forall j \in J \quad (3.8)$$

$$\sum_{i \in I} f_{ij} \leq 1, \quad \forall j \in J \quad (3.9)$$

$$t_{ij} \leq Qx_{ij}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.10)$$

$$l_{ij} \leq Qs_{ij}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.11)$$

$$\sum_{j \in J} t_{ij} + l_{ij} \leq w_i y_i, \quad \forall i \in I \quad (3.12)$$

$$\sum_{i \in V} s_{ij} + \sum_{k \in V} x_{jk} = 1 - z_j, \quad \forall j \in J \quad (3.13)$$

$$1 + a_{ij} \geq f_{ij} + z_j, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.14)$$

$$-(1 - x_{ju} - x_{uj}) \leq f_{ij} - f_{iu}, \quad \forall i \in I, \forall j, u \in V \quad (3.15)$$

$$f_{ij} - f_{iu} \leq (1 - x_{ju} - x_{uj}), \quad \forall i \in I, \forall j, u \in V \quad (3.16)$$

$$f_{ij} \geq x_{ij}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.17)$$

$$\sum_{i \in I} y_i \geq \sum_{j \in J} D_j / \sum_{i \in I} w_i, \quad \forall i \in I \quad (3.18)$$

$$\sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} (x_{ij} + s_{ij}) \leq \sum_{j \in J} D_j / Q, \quad (3.19)$$

$$\sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} a_{ij} \leq NV_a, \quad (3.20)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.21)$$

$$s_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.22)$$

$$y_i \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I \quad (3.23)$$

$$f_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, \forall j \in V \quad (3.24)$$

$$z_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J \quad (3.25)$$

$$a_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.26)$$

$$t_{ij} \in R \quad \forall i, j \in V \quad (3.27)$$

$$l_{ij} \in R \quad \forall i, j \in V \quad (3.28)$$

La interpretación de las ecuaciones (3.1) a (3.28) se encuentra en la tesis doctoral de (Toro-Ocampo et al., 2016), que comienza considerando el problema de *Capacitated Location-Routing Problem with Private Fleet and Common Carrier* (CLRPPC).

3.1 Modificación modelo matemático – Capacitated Location Routing

Problem (CLRP)

Para el caso de esta investigación se propone la modificación del modelo anteriormente mencionado, ya que, al ser flexible, es posible obtener un sub-modelo matemático de una variante diferente de ruteo vehicular. Esto se realiza mediante la relajación de algunas restricciones y apartando algunos de los factores de la función objetivo.

Así pues, el modelo matemático que se plantea es un CLRP y es un problema lineal entero mixto que busca la minimización de los costos y consta de 8 variables, de las cuales 6 son binarias para la toma de decisiones y 2 son continuas asociadas al flujo de mercancía. Además, consta de 25 restricciones que además de limitar el alcance del modelo, también restringen la capacidad del vehículo y del depósito, siendo esta una de las características más importantes del CLRP. Cabe resaltar que las capacidades son homogéneas para depósitos y para vehículos, es decir, todos los depósitos tienen la misma capacidad entre ellos y lo mismo para los vehículos.

Para resolver este modelo se utiliza el solver de optimización CPLEX desarrollado por IBM, que proporciona herramientas de programación matemática lo suficientemente robustas para la solución de este tipo de modelos.

Conjuntos

- I Conjunto de centros de distribución
- J Conjunto de clientes
- V Conjunto de nodos $V = I \cup J$

Parámetros

- O_i Costo de apertura del centro de distribución i .
- W_i Capacidad del centro de distribución i .
- F Costo fijo asociado a cada vehículo propio utilizado en la operación.
- Q Máxima carga que puede ser transportada por un vehículo.
- D_j Demanda de cada cliente $j \in J$.
- C_{ij} Costo de viajar entre los nodos i y j .

Variables

- x_{ij} Variable binaria que se activa cuando el camino entre los nodos $i, j \in V$ es recorrido por un vehículo propio.
- s_{ij} Variable binaria que se activa cuando el camino entre los nodos $i, j \in V$ es recorrido por un vehículo subcontratado.
- y_i Variable binaria que indica la apertura del centro de distribución $i \in I$.
- f_{ij} Variable binaria que define si el consumidor ubicado en el nodo $j \in J$ es atendido por una ruta que inicia en el centro de distribución $i \in I$.
- z_j Variable binaria que determina si el consumidor ubicado en el nodo $j \in J$ es el último de la ruta en ser atendido.
- a_{ij} Variable binaria que indica si el vehículo usa el camino desde el nodo j al centro de distribución ubicado en el nodo i .
- t_{ij} Variable continua que indica la cantidad de carga transportada entre los nodos recorridos por la flota propia i y j .
- l_{ij} Variable continua que indica la cantidad de carga transportada entre los nodos recorridos por la flota subcontratada i y j .

$$\min = \sum_{i \in I} O_i y_i + \sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} F a_{ij} + \sum_{i, j \in V} c_{ij} x_{ij} + \sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} c_{ij} a_{ij} \quad (3.29)$$

Sujeto a:

$$\sum_{i \in V} x_{ij} + \sum_{i \in V} s_{ij} = 1, \quad \forall j \in J \quad (3.30)$$

$$\sum_{k \in J} x_{ik} + \sum_{i \in I} a_{ij} = \sum_{i \in V} x_{ij}, \quad \forall j \in J \quad (3.31)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ij} = \sum_{j \in J} a_{ij}, \quad \forall i \in I \quad (3.32)$$

$$\sum_{k \in J} s_{ik} \leq \sum_{i \in V} s_{ij}, \quad \forall j \in J \quad (3.33)$$

$$x_{ij} + x_{ji} + s_{ij} + s_{ji} \leq 1, \quad \forall i, j \in V \quad (3.34)$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} t_{ij} + l_{ij} = \sum_{\substack{k \in V \\ k \neq j}} (t_{jk} + l_{jk}) + D_j, \quad \forall j \in J \quad (3.35)$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ j \in V}} x_{ij} + s_{ij} = \text{card}(J), \quad \forall j \in J \quad (3.36)$$

$$\sum_{i \in I} f_{ij} \leq 1, \quad \forall j \in J \quad (3.37)$$

$$t_{ij} \leq Q x_{ij}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.38)$$

$$l_{ij} \leq Q s_{ij}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.39)$$

$$\sum_{j \in J} t_{ij} + l_{ij} \leq w_i y_i, \quad \forall i \in I \quad (3.40)$$

$$\sum_{i \in V} s_{ij} + \sum_{k \in V} x_{jk} = 1 - z_j, \quad \forall j \in J \quad (3.41)$$

$$1 + a_{ij} \geq f_{ij} + z_j, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.42)$$

$$-(1 - x_{ju} - x_{uj}) \leq f_{ij} - f_{iu}, \quad \forall i \in I, \forall j, u \in V \quad (3.43)$$

$$f_{ij} - f_{iu} \leq (1 - x_{ju} - x_{uj}), \quad \forall i \in I, \forall j, u \in V \quad (3.44)$$

$$f_{ij} \geq x_{ij}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.45)$$

$$\sum_{\substack{i \in I \\ j \in J}} (x_{ij} + s_{ij}) \leq \sum_{j \in J} D_j / Q, \quad (3.46)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.47)$$

$$s_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in V \quad (3.48)$$

$$y_i \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I \quad (3.49)$$

$$f_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, \forall j \in V \quad (3.50)$$

$$z_j \in \{0,1\}, \quad \forall j \in J \quad (3.51)$$

$$a_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.52)$$

$$t_{ij} \in R \quad \forall i, j \in V \quad (3.53)$$

$$l_{ij} \in R \quad \forall i, j \in V \quad (3.54)$$

La función objetivo se define por (3.29), en donde se busca la reducción de los costos de apertura de depósitos y de rutas y también el costo de recorrer los arcos activos con flota propia.

La restricción (3.30) garantiza que el nodo esté conectado a la ruta, bien sea visitado por flota propia o subcontratada; (3.31) establece que la suma de los arcos de salida de un cliente j debe ser igual a la suma de los arcos de entrada; (3.32) indica que para un depósito i el número de arcos de salida con flota propia x debe ser igual al número de arcos de llegada a ; (3.33) indica que las salidas con flota subcontrata de un nodo pueden ser menores o iguales a las llegadas con flota subcontratada; es decir, se puede entrar a un nodo con flota subcontratada pero no salir de este, por lo tanto este nodo es un nodo final de la ruta con flota subcontratada; (3.34) evita la duplicación de arcos y define la orientación de la ruta (si va de i a j o de j a i), además define si la ruta se recorre con flota propia o subcontratada; (3.35) garantiza un balance de flujo de mercancía entre rutas propias y subcontratadas; (3.36) identifica los arcos activos que general topologías radiales, esto está dado por $\# \text{arcos activos} = n - 1$, que en grafos se representa como *card*; (3.37) garantiza la conexión entre la demanda de un cliente con un depósito; (3.38) limita el flujo de carga según la capacidad

del vehículo y a la vez decide si se usa o no ese arco con flota propia; (3.39) de igual forma limita el flujo de carga según la capacidad del vehículo y a la vez decide si se usa o no ese arco con flota subcontratada; (3.40) limita los flujos salientes del depósito i según su capacidad y decide si se abre o no este depósito; (3.41) define un nodo terminal para el cliente j si no existen ya arcos de salida de este nodo y siempre que no se llegue con flota subcontratada; si j es un nodo terminal, entonces (3.42) obliga a que exista un arco de retorno. Los nodos terminales de ruta propia se identifican con $z = 1$; (3.43) a (3.45) identifican el nodo de inicio de la ruta propia para activar el arco de retorno al depósito; (3.46) asegura el número de rutas suficientes para atender la demanda; (3.47) a (3.52) definen las variables binarias del modelo x_{ij} , s_{ij} , y_i , f_{ij} , z_j y a_{ij} ; (3.53) y (3.54) definen las variables continuas t_{ij} y l_{ij} asociadas al flujo de carga en flota propia y subcontratada respectivamente.

3.2 Demanda estocástica

Como se abordó anteriormente, el enfoque clásico del VRP ha sido la planeación de las rutas bajo ciertos parámetros conocidos con antelación. No obstante, estos modelos de ruteo no representan situaciones cercanas a la realidad, ya que no siempre todos los parámetros se van a conocer previamente. Por ejemplo, los tiempos de desplazamiento debido a la naturaleza incierta del tráfico. Esto dará como resultado que la planeación previa de las rutas no satisfaga las necesidades del cliente en su totalidad y se proporcione un mal servicio (Goel et al., 2019).

Así mismo, las consecuencias que puede traer una falta de previsión sobre la demanda estocástica pueden abarcar una serie de costos adicionales que claramente no resultan benéficos para ninguna empresa. Uno de estos tipos de problemas es el “fallo de ruta” o “*route failure*”, que según Goel et al. (2019) consiste en que un vehículo arriba donde un cliente con existencias insuficientes de mercancía, por lo que no puede satisfacer completamente su demanda. Usualmente la solución es que este vehículo retorne al depósito, repone mercancía y retoma su ruta en el punto donde ocurrió

el fallo. Sin embargo, esto podría causar un retraso en el tiempo de llegada a los clientes dentro de los horarios establecidos, razón por la que se opta en despachar una mayor cantidad de flota para compensar los fallos; pero de igual forma, esto representaría un costo mayor para la empresa, porque, de hecho, se prefiere disminuir la cantidad de vehículos despachados al igual que la cantidad de combustible utilizada.

En este sentido, se ha observado que las demandas estocásticas siguen un comportamiento dado por una distribución estadística (Goel et al., 2019), normalmente como variables idénticas e independientes de la distribución normal (Markov et al., 2018).

3.3 Capacitated vehicle routing problem with stochastic demand (CVRPSD) y Capacitated location routing problem with stochastic demand (CLRPSD)

Un campo de investigación que no ha tenido suficiente atención en la literatura científica es lo relacionado con el clásico CVRP pero involucrando demandas estocásticas. Según Christiansen & Lysgaard (2007) el CVRPSD se difiere del CVRP en ciertos puntos clave:

- i. En el CVRPSD las demandas de los clientes son variables estocásticas donde se conoce únicamente la distribución de probabilidad al momento de realizar la planeación.
- ii. En el CVRPSD, es el costo total esperado de viaje lo que está sujeto a minimización.
- iii. En el CVRPSD, la demanda total puede exceder la capacidad del vehículo, en estos casos se dice que ocurre un fallo. Se requiere una estrategia para este tipo de casos, comúnmente llamada “Acción de recurso” o *Recourse action*. La estrategia acarrea costos en la ruta, así que se debe conocer en el momento de la planeación.

Este mismo autor considera que este problema ha sido poco estudiado debido a que de antemano se sabe que el VRP es un problema que implica un cierto nivel de complejidad. Ahora, si se adiciona un componente estocástico, haría aún más difícil su solución.

Dos de los métodos más usados para modelar problemas estocásticos como el CVRPSD son el *Chained-Constrained Programming* (CCP) y la Programación estocástica con un enfoque de acción de recurso (SPR). Modelar mediante CCP equivale a usar una restricción de capacidad probabilística que requiere la probabilidad de que esta restricción esté por encima de un umbral específico. El CCP no considera el costo adicional de una acción correctiva o de recurso, en caso de que la demanda no sea totalmente satisfecha. Por otra parte, el enfoque SPR sí considera las situaciones en las que se requieren dichas acciones y busca minimizar la suma entre el costo planeado inicialmente y el costo esperado de las acciones de recurso implementadas durante las rutas (Helal, Pichon, Porumbel, Mercier, & Lefèvre, 2018, p. 1)

Ahora, si para el CVRPSD se considera que existe poca literatura, para el CLRPSD es aún menor, puesto que el CVRP es una fracción del CLRP más sencilla, pues sólo hay presencia de un depósito con una capacidad determinada, una serie de clientes con una demanda establecida y una flota de vehículos limitada para hacer la distribución. Su objetivo es diseñar el conjunto de rutas respetando las restricciones (Toro-Ocampo et al., 2016).

Para entender mejor esta idea se presenta la *Figura 11*, en donde los distintos depósitos que se pueden abrir están representados por la letra D_i y finalmente aquellos que fueron elegidos están de color más claro. La variable x_{ij} representa los arcos activos entre el nodo i hasta el j , y la variable a_{ij} representa los arcos finales, mediante los cuales se retorna al depósito. En general, la estructura representa un CLRP estándar, y la sección resaltada simboliza un CVRP clásico.

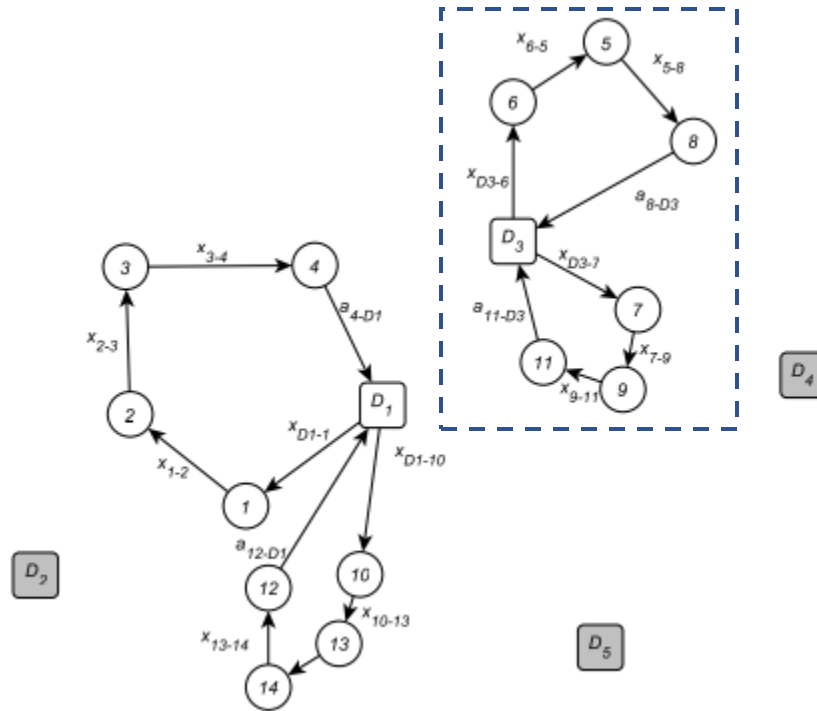


Figura 11. CLRP Y CVRP

(Toro-Ocampo et al., 2016). Modificada por la autora

3.4 Escenarios $(n - 1)$ y $(n - 2)$

Ahora bien, para abordar la forma en que se implementan los escenarios de demanda estocástica para los problemas de localización y ruteo de vehículos, se debe hablar de los escenarios $(n - 1)$ y $(n - 2)$. Estos consisten en que se varía la demanda de uno o dos de los clientes, respectivamente, de acuerdo con una serie de números aleatorios que se crean basados en una distribución de probabilidad. Normalmente, el cliente se elige de forma aleatoria.

Al tratarse de una optimización estocástica, el dato se cambia para cada corrida y luego de un número suficiente de corridas, se obtiene la variación promedio de la función objetivo.

Para el caso de esta investigación se utilizaron los escenarios $(n - 1)$ y $(n - 2)$ para las instancias de prueba, en donde se realiza la validación de la literatura. Para las instancias propuestas en el Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO) se utilizó el escenario $(n - 1)$.

Capítulo 4

Metodología

Según (Hernández Sampieri, Fernández, & Baptista, 2014), el enfoque cuantitativo en una investigación cumple con unas características específicas, dentro de las que se destacan:

- Plantear un problema de estudio delimitado y concreto sobre el fenómeno.
- De acuerdo con el problema de estudio, se realiza una revisión del estado del arte, de la cual se derivan hipótesis que se someten a su comprobación mediante diseños de investigación apropiados.
- Se miden una serie de variables en un contexto específico.
- Se busca generalizar los resultados encontrados en una muestra, a toda una población.

En consecuencia, el estudio que se propone se clasifica dentro de este enfoque investigativo, ya que se cumple con el rigor del método científico y finalmente se busca generalizar una serie de conclusiones objetivas en relación con la hipótesis planteada

4.1 Instancias de prueba

De acuerdo con la modificación que se plantea en el numeral *3.1 Modificación modelo matemático – Capacitated Location Routing Problem (CLRP)* del modelo propuesto por (Toro-Ocampo et al., 2016), se comenzó ensayando instancias de prueba de la literatura del CLRP para verificar la confiabilidad del modelo exacto.

Las instancias que se utilizaron fueron propuestas por los autores C. Prins, C. Prodhon, R. Wolfler-Calvo y otros investigadores de varias universidades de Francia, resultado de una serie de

artículos e investigaciones. Estas instancias están disponibles gratuitamente en http://prodhonc.free.fr/Instances/instances_us.htm.

Concretamente, las que se emplearon fueron algunas del *Benchmark 1*, creadas para el problema de ruteo vehicular con restricciones de capacidad en vehículos y depósitos:

- 20_5_1a – 20 clientes, 5 depósitos
- 20_5_1b – 20 clientes, 5 depósitos
- 20_5_2a – 20 clientes, 5 depósitos
- 20_5_2b – 20 clientes, 5 depósitos
- 50_5_1 – 50 clientes, 5 depósitos
- 50_5_1b – 50 clientes, 5 depósitos

Cabe aclarar que las diferencias entre las instancias con igual número de clientes radican en los parámetros de capacidad del centro de distribución (W_i), costos de apertura de los depósitos (O_i) y demandas de los clientes (D_j).

4.2 Escenarios ($n - 1$) y ($n - 2$) en instancias pequeñas

Posterior a las instancias de prueba, se procedió a realizar los escenarios ($n - 1$) y ($n - 2$) en los casos de 20 clientes para la validación de la literatura. Concretamente se efectuaron en la instancia 20_5_1b ya que fue en la que se obtuvo el menor tiempo computacional de todas las instancias de 20 clientes que se probaron.

4.3 Localizaciones de clientes y depósitos

En el numeral 2.1.5 *Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO)* se explicó que esta área está conformada por los municipios de Pereira, Dosquebradas y La Virginia pertenecientes al

departamento de Risaralda. Por motivos de distanciamiento, el municipio de La Virginia no será considerado.

Lo que se hizo en la investigación fue elegir los depósitos que se abrirían entre un conjunto de localizaciones propuestas, y que servirían para la distribución de mercancía en distintas zonas del área metropolitana a nivel de Pereira y Dosquebradas. La toma de la decisión se hace directamente en el algoritmo del modelo y se obtiene el resultado con los nodos elegidos para tal fin.

En consecuencia, se propusieron un conjunto de depósitos en diferentes zonas de las ciudades elegidas para el proyecto y se organizaron en instancias de prueba de acuerdo con el criterio de la investigadora. Así pues, el modelo tiene la capacidad de elegir el o los nodos más convenientes de acuerdo con los demás parámetros y restricciones existentes.

Para la búsqueda de estas localizaciones de los depósitos se hizo uso de algunas plataformas de búsqueda de arrendamientos como Finca Raíz o Metro Cuadrado, en donde se podía conocer la descripción del inmueble. Pues como se explicó en el numeral 2.1.6 *Micro plataformas logísticas urbanas (mPLU) o centros de carga de pedidos*, al estar clasificados como una mPLU, el área sugerida puede variar entre 30 y 50 m² según la disponibilidad. Para el caso de los clientes se utilizó la página *Google Maps*.

4.4 Generación de escenarios

En el numeral 2.1.5. *Programación estocástica* se aborda un modelo de dos etapas para la optimización estocástica con los diferentes enfoques que se pueden tener en cuenta. Para esta investigación se consideró el método *wait-and-see*, que consiste en hacer las rutas de distribución luego de obtener la información sobre el nivel de demanda (Birge & Louveaux, 2006). Por tanto, no

es necesario plantear un modelo de optimización de dos etapas sino generar los escenarios con números aleatorios, basados en una distribución de probabilidad, tal como se explica a continuación.

4.4.1 Distribución de probabilidad

Como se mencionó en el numeral 3.2.2 *Escenarios (n-1) y (n-2)*, cada uno de los escenarios se basa en la modificación de la demanda de uno o dos clientes respectivamente. Esta variación se realiza con una serie de números aleatorios generados de acuerdo con una distribución de probabilidad, pues se ha observado que las demandas estocásticas siguen un comportamiento dado por una distribución estadística (Goel et al., 2019).

Para esta investigación se utilizará la distribución normal debido a que “las demandas estocásticas son usualmente modeladas como variables idénticas e independientes de la distribución normal” (Markov et al., 2018, p. 2). Además, a lo largo de la investigación se ha trabajado con varias instancias de prueba de la literatura y se hizo un análisis de estas para la elección de la distribución de probabilidad.

De acuerdo con (Vargas Aguilar, 2005), la distribución normal es simétrica, y por lo tanto, para la elección de la distribución de probabilidad, se compararon las medidas de tendencia central (media, mediana y moda) de cada instancia para varias de ellas y se verificó que los valores oscilaban en rangos similares, y al cumplir con esta característica, se optó por la distribución normal de probabilidad.

Cabe mencionar nuevamente que las instancias de prueba que se utilizaron son propuestas por los autores C. Prins, C. Prodhon, R. Wolfler-Calvo y otros investigadores de varias universidades de Francia, resultado de una serie de artículos e investigaciones. Estas instancias están disponibles gratuitamente en http://prodhonc.free.fr/Instances/instances_us.htm.

A continuación, se muestra la *Figura 12*, que ilustra el proceso mediante el cual se crean los escenarios, para cada una de las instancias:

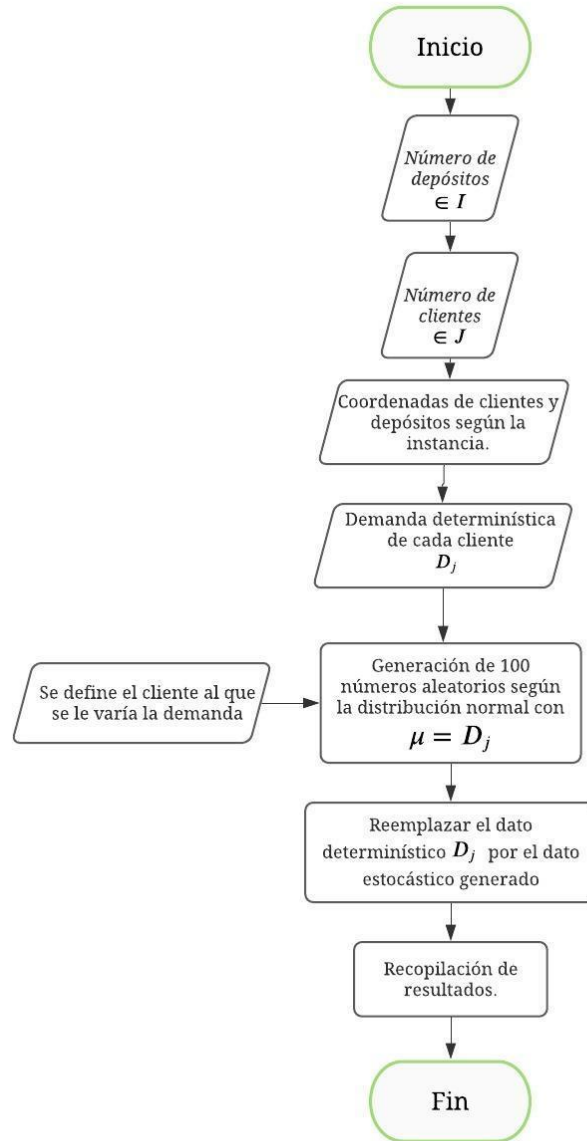


Figura 12. Diagrama de flujo sobre la generación de escenarios
Fuente: elaboración propia

4.5 Instancias de prueba propuestas

La topología de la red es de tipo radial gracias a la estructura del modelo matemático. La radialidad es un concepto implementado por primera vez en los modelo de ruteo vehicular por (Toro-

Ocampo et al., 2016) y hace una similitud con las redes de distribución de energía eléctrica, en donde la red es alimentada por uno de los extremos (en este caso el depósito) y se forman fractales alrededor (rutas de distribución).

Por esta razón, y con el objetivo de analizar el comportamiento del modelo en diferentes escenarios, se propone la realización de tres instancias diferentes en las que se plantean depósitos y clientes en diferentes zonas de la ciudad, así:

- a) Depósitos ubicados únicamente en la ciudad de Pereira y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.
- b) Depósitos ubicados únicamente en la ciudad de Dosquebradas y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.
- c) Depósitos y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.

Previamente se crearon siete combinaciones como alternativas para las instancias de prueba y se corrieron casos pequeños. Los casos más viables en la realidad y que por tiempo computacional resultaron más benéficos, son los mencionados en los literales anteriores.

Por otra parte, en esta investigación se van a considerar dos formas de encontrar la distancia entre dos nodos $j \in J$. La primera forma es la distancia Euclidiana, como se explicó en el numeral 2.1.3 *Distancia Euclidiana*; y la distancia Manhattan, como se explicó en el numeral 2.1.4 *Distancia Manhattan*.

Lo anterior se implementó porque se considera que podría enriquecer el modelo matemático y adicionalmente, el resultado de la función objetivo tendría un valor más acercado a la realidad debido a que el modelo intenta seguir la forma geométrica de las calles. Sin embargo, se hace claridad de

que es posible que exista un desfase en el cálculo debido a que no todas las calles de las ciudades de Pereira y Dosquebradas tienen una estructura perfectamente ortogonal.

4.6 Parámetros del modelo

El modelo matemático utilizado en esta investigación cuenta con un conjunto de parámetros que permiten asociar costos, demandas, capacidades, carga, etc. a las variables binarias para la toma de decisiones y a su vez están asociados a las restricciones del modelo.

Dentro de los parámetros fijos que tiene el modelo matemático se encuentran:

- O_i Costo de apertura del centro de distribución i .
- W_i Capacidad del centro de distribución i .
- F Costo fijo asociado a cada vehículo propio utilizado en la operación.
- Q Máxima carga que puede ser transportada por un vehículo.
- D_j Demanda de cada cliente $j \in J$.

Dado que el propósito de esta investigación es la modificación del modelo matemático, principalmente en lo relacionado con restricciones, se decidió estudiar las instancias de prueba utilizadas y así encontrar valores de base para la fijación de los parámetros.

En este sentido, y teniendo en cuenta que se decide elegir flota homogénea, los parámetros que se utilizaron son:

O_i = Costo de apertura del centro de distribución i .

Costo de apertura	Depósito
10356	Calle 13 # 12-47, Circunvalar, Pereira
9744	Cra 11 #20-38, Centro, Pereira
5029	Calle 15 #5-62, Centro, Pereira
10057	Cra. 13 #14-60, Circunvalar, Pereira
13647	Cra. 9 #9-37, Zona Industrial, Dosquebradas

12318	Calle 20 #10-24, La Pradera, Dosquebradas
11308	Cra 17 #17-88, La Pradera, Dosquebradas

W_i = Capacidad del centro de distribución i .

400 para cada uno de los depósitos

F = Costo fijo asociado a cada vehículo propio utilizado en la operación.

1000 para cada vehículo

Q = Máxima carga que puede ser transportada por un vehículo.

200 para cada vehículo

D_j = Demanda de cada cliente $j \in J$.

Números aleatorios generados en un rango entre 20 y 30 unidades.

Capítulo 5

Resultados

5.1 Instancias de prueba

Una vez realizada la modificación del modelo matemático propuesto por (Toro-Ocampo et al., 2016), se procedió a comprobar la confiabilidad del modelo mediante instancias de prueba de CLRP propuestas en la literatura .

Ahora bien, los resultados obtenidos luego de correr las instancias más pequeñas (de 20 clientes) se muestran en la *Tabla 2*.

Instancia	Función Objetivo	# depósitos	# vehículos	Apertura depósitos	Costo rutas	Gap
20-5-1a	54793	3	5	25549	29244	0,01%
20-5-1b	39104	2	3	15497	23607	0%
20-5-2a	48908	3	5	24196	24712	0,08%
20-5-2b	37542	2	3	13911	23631	0,52%

Tabla 2. Resultados instancias de prueba de 20 clientes

En comparación con las instancias de la literatura, se obtuvieron los mismos resultados en cuanto a función objetivo, número de depósitos abiertos, número de vehículos utilizados, costos de apertura de depósito y de rutas; todo con un Gap muy favorable, en algunos casos cero y en otros diferente de cero, pero con un valor mínimo. Estos resultados demuestran que el modelo es totalmente confiable para estas instancias.

Para el caso de las instancias de 50 clientes no se obtuvo el mismo resultado, si bien el modelo es robusto, los recursos computacionales no son los suficientes para obtener resultados óptimos y confiables. En este sentido, los resultados de estas instancias se muestran en la *Tabla 3*.

Instancia	Función Objetivo	Gap
50-5-1	90111	6,22%
50-5-1b	70517	9,42%

Tabla 3. Resultados instancias de prueba de 50 clientes

Aunque la instancia 50_5_1 tuvo el mismo resultado de la función objetivo con relación a los resultados de la instancia en la literatura, los Gap de ambas superan el límite de 5%, considerado como resultado confiable. En consecuencia, se decide hacer una serie de pruebas con la instancia 50_5_1b para encontrar qué número de clientes arroja un resultado confiable con relación al Gap y teniendo en cuenta los recursos computacionales con los que se cuenta para esta investigación. Los resultados obtenidos se muestran en la *Tabla 4*:

Instancia óptima	Tiempo de computo	Gap
31 clientes	29000 s	0,81%

Tabla 4. Número conveniente de clientes.

5.2 Escenarios (n-1) y (n-2) en instancias pequeñas

Inicialmente se consideraba que, en un determinado escenario, el cliente más lejano a cualquier depósito podría ser el cliente que representaba más inconvenientes para la ruta de distribución puesto que el recorrido que se realiza para llegar a dicho nodo afecta directamente la función objetivo y por lo tanto, la variación de su demanda podría determinar el recorrido de la ruta (si el cliente se atendía

de primero, intermedio o de último) y el número de rutas que se realizaban a razón de la misma justificación.

En este sentido se plantearon dos escenarios: 1) elegir el cliente más alejado a cualquier depósito para variar su demanda y 2) elegir aleatoriamente el cliente al que se varia la demanda.

En el primer caso se eligió el cliente más alejado a cualquier depósito de acuerdo con la distancia Euclidiana, siendo este el cliente número 14, con coordenadas (45,9) y a 33 unidades de distancia del depósito más cercano. Es necesario mencionar que la distancia promedio entre cualquier cliente y el depósito más cercano a este es de 18 unidades. En la *Figura 13* se muestran las coordenadas de todos los nodos y se evidencia la distancia de este cliente con cualquier depósito. El cliente 14 se muestra con color rojo.

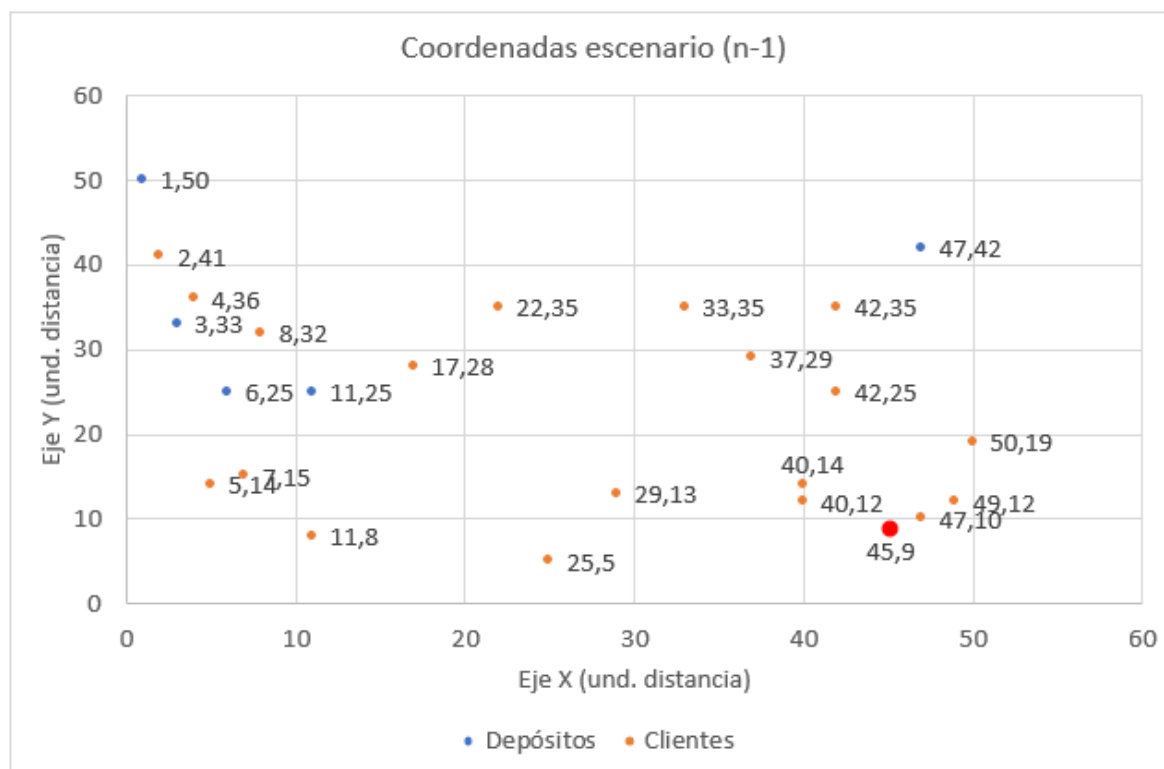


Figura 13. Coordenadas escenario (n-1) para el cliente más lejano

Acto seguido se crearon 100 datos aleatorios siguiendo la distribución normal y tomando como media el valor de la demanda determinística de este cliente. Luego de hacer 100 corridas del modelo, cambiando para cada una el valor de la demanda del cliente 14, se obtuvieron los resultados de la *Tabla 5*, donde además se muestra el intervalo de los datos de la demanda y los resultados conseguidos.

Cliente #14 coordenadas (45,9)	
Mínimo	12
Máximo	25
Promedio FO	39099
Promedio Gap	0,55%

Tabla 5. Intervalo demandas aleatorias y resultados escenario (n-1) con el cliente 14

Para el segundo caso, se eligió aleatoriamente el cliente al que se varia la demanda y de la misma forma, se crearon 100 datos aleatorios siguiendo la distribución normal y tomando como media el valor de la demanda determinística de cada uno de los clientes elegidos. Los resultados se muestran en la *Tabla 6*.

Cliente aleatorio	
Mínimo	8
Máximo	19
Promedio FO	38948
Promedio Gap	0,49%

Tabla 6. Intervalo demandas aleatorias y resultados escenario (n-1) con cliente aleatorio.

En el caso del escenario (n-2) se optó por elegir los dos clientes más alejados de los depósitos de la misma forma que se explicó anteriormente. Así, los clientes a los que se les varió la demanda fueron el cliente número 14 (utilizado anteriormente) y el cliente número 5, con coordenadas (47,10) y con una distancia de 32 unidades hasta el depósito más cercano. En la *Figura 14* se muestran las coordenadas de ambos clientes resaltados en rojo.

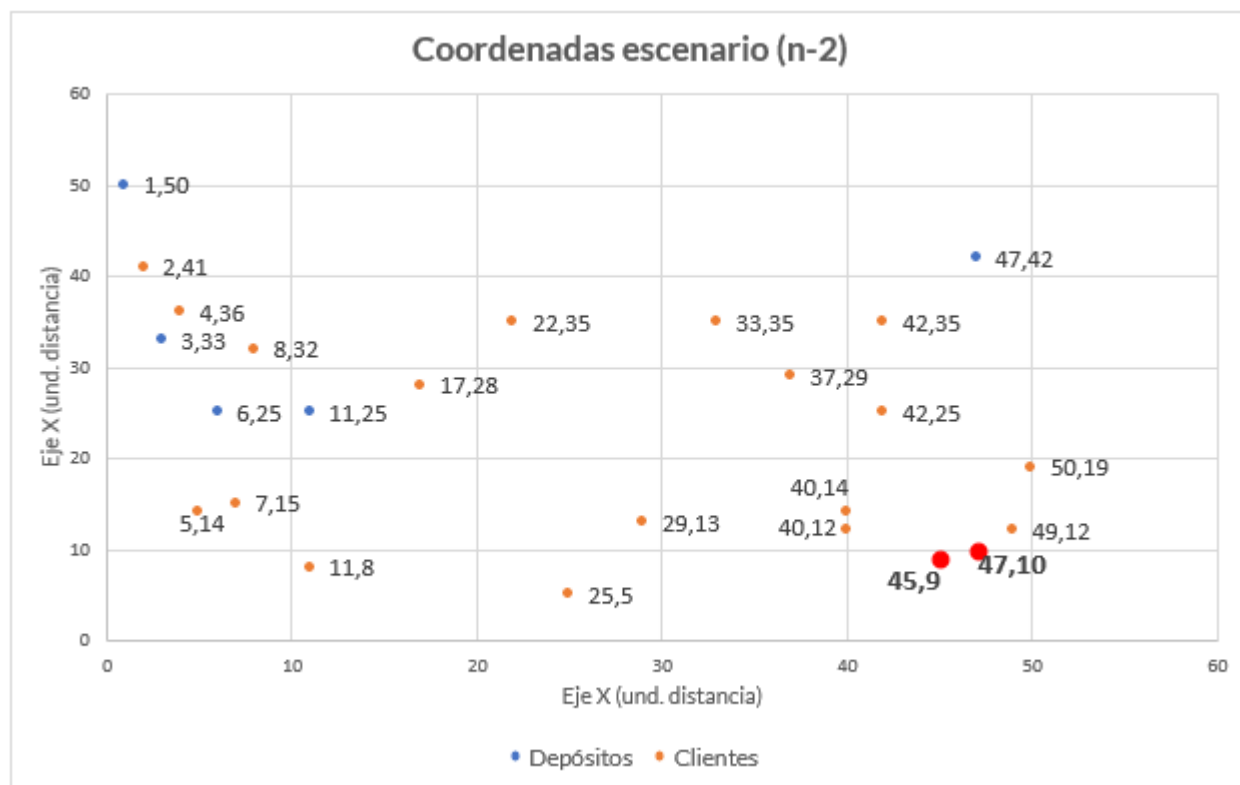


Figura 14. Coordenadas del escenario (n-2) para los dos clientes más lejanos

De igual forma, se crearon 100 datos aleatorios siguiendo la distribución normal y tomando como media el valor de la demanda determinística de cada uno de los clientes elegidos. Los resultados obtenidos se muestran en la *Tabla 7*.

	Cliente #5 Coordenadas (47,10)	Cliente #14 Coordenadas (45,9)
Mínimo	11	12
Máximo	22	23
Promedio FO	38453	
Promedio Gap	0,54%	

Tabla 7. Intervalo demandas aleatorias y resultados escenario (n-2) con el cliente 5 y 14.

5.3 Localizaciones de clientes y depósitos

De acuerdo con la propuesta que se hace en esta investigación, se proponen localizaciones de clientes y depósitos en el Área Metropolitana Centro Occidente, excluyendo la zona de La Virginia. Los depósitos fueron elegidos entre una gama de opciones, teniendo como principal objetivo la proximidad a vías de tránsito vehicular, de forma que se facilitara el ingreso y salida a estos puntos.

Por otra parte, como se ha mencionado antes y según (Antún, 2013), las mPLU tienen un área que puede variar entre 30 y 50 m² según la disponibilidad. En este caso no todos los puntos elegidos cumplen con este requisito (en algunos casos se cuenta con un área mayor) porque la disponibilidad de información en las plataformas de arrendamientos es muy limitada, así que se dio más importancia al hecho de que estuvieran aledañas a zonas de gran circulación vehicular.

Se propusieron 4 opciones en la ciudad de Pereira, de las cuales 2 están ubicadas en el centro de la ciudad y 2 en la zona de la Circunvalar. En Dosquebradas se plantearon 3 opciones: 1 en la Zona industrial y 2 en la zona de La Pradera. La *Tabla 8* muestra las ubicaciones y áreas de cada uno de los depósitos.

N°	Dirección	Ciudad	Zona	Área (m2)
1	Calle 13 # 12-47	Pereira	Circunvalar	40
2	Cra 11 #20-38	Pereira	Centro	300
3	Calle 15 #5-62	Pereira	Centro	140
4	Cra. 13 #14-60	Pereira	Circunvalar	34
5	Cra. 9 #9-37	Dosquebradas	Zona industrial	58,48
6	Calle 20 #10-24	Dosquebradas	La Pradera	Sin información
7	Cra 17 #17-88	Dosquebradas	La Pradera	95

Tabla 8. Información depósitos

La *Figura 15* muestra la ubicación de los depósitos elegidos.

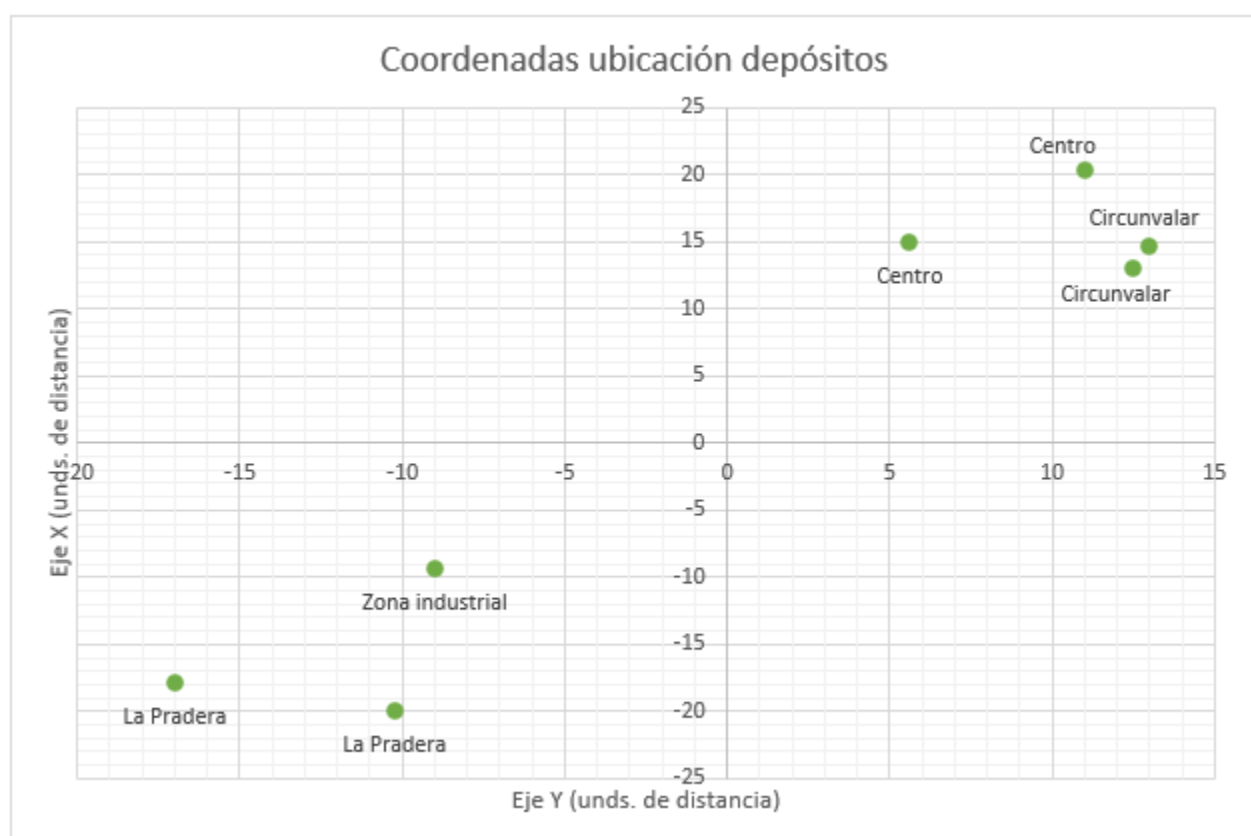


Figura 15. Depósitos elegidos

La elección de los clientes se hizo en tres categorías: restaurantes, cafés o bares y tiendas de barrio, y en tres zonas para cada una de las ciudades. Así:

- **Pereira:** zona Circunvalar, zona Centro y zona Cuba.

- **Dosquebradas:** zona La Pradera, zona CAM y Zona industrial.

Las localizaciones fueron organizadas en grupos de acuerdo con los casos de prueba propuestos, lo que quiere decir que no todos los clientes están presentes en cada una de las instancias. *La Tabla 9* muestra la ciudad, zona, tipo y dirección de cada uno de los clientes. En total se eligieron 26, debido a que los recursos computacionales disponibles de la investigadora ponen un límite de 31 clientes. Teniendo esto en cuenta y en aras de tener un tiempo computacional aceptable, se decide esta cantidad de nodos.

Nº	Ciudad	Zona	Tipo	Dirección
1	Pereira	Circunvalar	Restaurante	Cra. 12 #4-07
2	Pereira	Circunvalar	Restaurante	Cra. 17 #9-50
3	Pereira	Circunvalar	Café o bar	Cra. 15 #4 - 17
4	Pereira	Circunvalar	Café o bar	Cra. 18 #9-1
5	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	Cra. 27 #11-14
6	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	Cl. 5 #11-2
7	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	Cl. 5 #11-59
8	Pereira	Centro	Restaurante	Cl. 22 #5-28
9	Pereira	Centro	Restaurante	Cl. 24 #5-75
10	Pereira	Centro	Café o bar	Cra. 7 #21-53
11	Pereira	Centro	Tienda de barrio	Cl. 3 #35-73
12	Pereira	Centro	Tienda de barrio	Cra. 4 #27-24
13	Pereira	Cuba	Restaurante	Cra. 27 #71-21
14	Pereira	Cuba	Café o bar	Cra. 13 #75-51
15	Pereira	Cuba	Café o bar	Cl. 85 #17-55
16	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	Cra. 29 #50-15
17	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	Cra. 25 #80-1
18	Pereira	Centro	Café o bar	Cl. 21 #6-52
19	Dosquebradas	La Pradera	Restaurante	Cl. 21 #19-69
20	Dosquebradas	La Pradera	Tienda de barrio	Cra. 19 #21-47
21	Dosquebradas	La Pradera	Café o bar	Cl. 21 #16-75
22	Dosquebradas	CAM	Restaurante	Cra. 16 #48-34
23	Dosquebradas	CAM	Café o bar	Cra. 21 #36-78
24	Dosquebradas	Zona industrial	Restaurante	Cl. 8 #9-60
25	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	Cra. 10 #17-11
26	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	Cra. 7 #8-30

Tabla 9. Información clientes

5.4 Instancias finales

Esta investigación propuso la realización de 3 casos de prueba, así:

- a) Depósitos ubicados únicamente en la ciudad de Pereira y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.
- b) Depósitos ubicados únicamente en la ciudad de Dosquebradas y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.
- c) Depósitos y clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas.

Es necesario mencionar que, para todos los casos, la manera en que se diferencian los nodos de Pereira de los de Dosquebradas es agregando un negativo a las coordenadas de los nodos de esta última ciudad; así, los nodos de Pereira se ubican en el cuadrante I del plano cartesiano y los de Dosquebradas en el cuadrante III.

5.4.1 Primer caso – Depósitos en Pereira y clientes en Pereira y Dosquebradas

Este escenario contó con 4 depósitos distribuidos en la zona centro y en la zona Circunvalar (2 nodos para cada una de ellas) y 23 clientes distribuidos así: 18 en la ciudad de Pereira y 5 en la ciudad de Dosquebradas. La *Figura 16* muestra las coordenadas de todos los nodos.

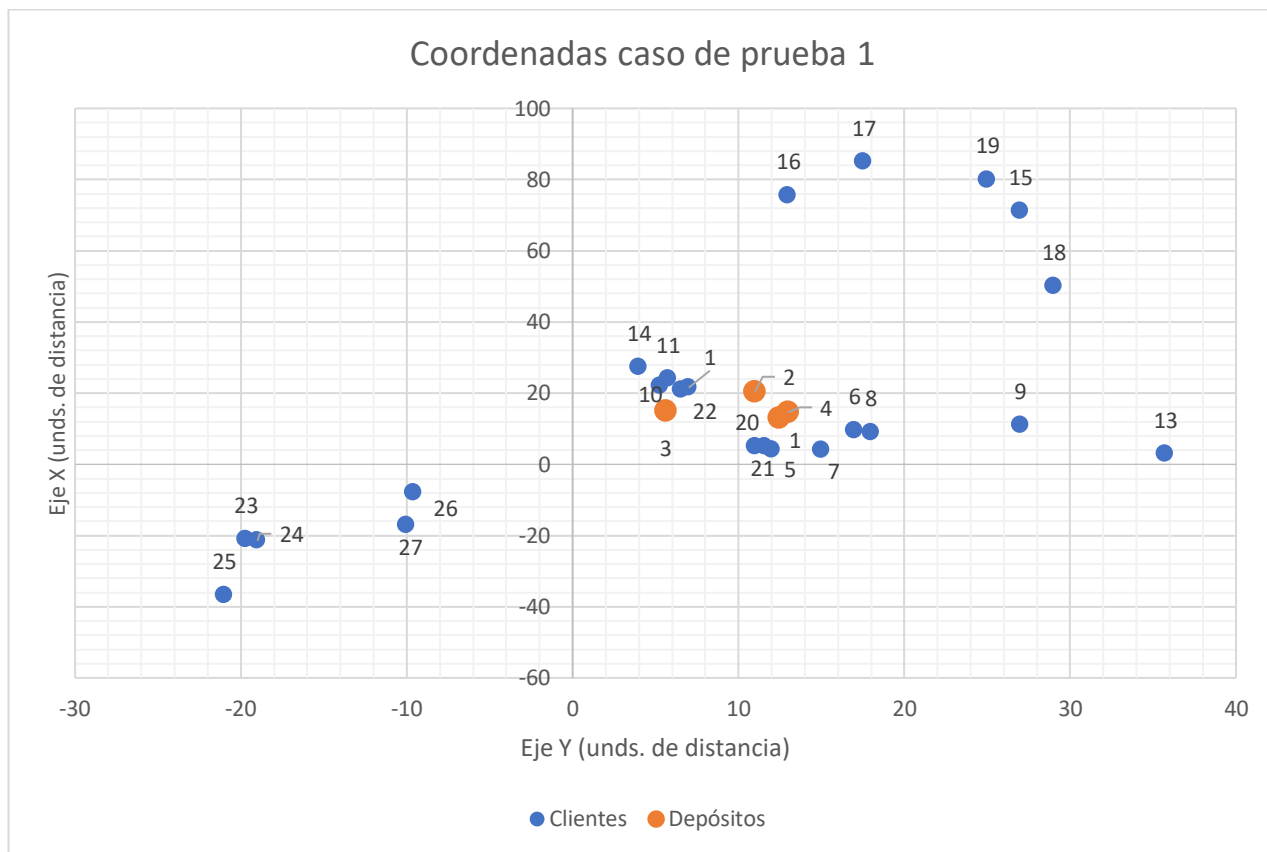


Figura 16. Coordenadas caso de prueba 1.

En la *Tabla 10* se muestran los depósitos con sus direcciones, ciudades y zonas. En la *Tabla 11* se muestran las direcciones de los clientes, las ciudades y zonas, el tipo de cliente y su demanda. Esta última se creó de forma aleatoria para cada cliente en un intervalo de [20,30]. Para el caso estocástico, en la generación de demandas aleatorias, este valor determinístico se toma como media de la distribución de probabilidad normal.

Depósitos

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona
1	Calle 13 # 12-47	Pereira	Circunvalar
2	Cra 11 #20-38	Pereira	Centro
3	Calle 15 #5-62	Pereira	Centro
4	Cra. 13 #14-60	Pereira	Circunvalar

Tabla 10. Depósitos caso de prueba 1

Cientes

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona	Tipo	Demanda
5	Cra 12 #4-07	Pereira	Circunvalar	Restaurante	27
6	Cra 17 #9-50	Pereira	Circunvalar	Restaurante	30
7	Cra. 15 # 4 - 17	Pereira	Circunvalar	Café o bar	27
8	Cra. 18 #9-1	Pereira	Circunvalar	Café o bar	20
9	Cra. 27 #11-14	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	21
10	Cl. 22 #5-28	Pereira	Centro	Restaurante	28
11	Cl. 24 # 5-75	Pereira	Centro	Restaurante	20
12	Cra. 7 #21-53	Pereira	Centro	Café o bar	24
13	Calle 3 #35-73	Pereira	Centro	Tienda de barrio	25
14	Cra. 4 #27-24	Pereira	Centro	Tienda de barrio	27
15	Cra. 27 #71-21	Pereira	Cuba	Restaurante	22
16	Cra. 13 #75-51	Pereira	Cuba	Café o bar	29
17	Cl. 85 #17-55	Pereira	Cuba	Café o bar	25
18	Cra. 29 #50-15	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	20
19	Cra. 25 #80-1	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	21
20	Cl. 5 #11-2	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	28
21	Cl. 5 #11-59	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	30
22	Cl. 21 #6-52	Pereira	Centro	Café o bar	21
23	Calle 21 #19-69	Dosquebradas	La Pradera	Restaurante	21
24	Cra. 19 #21-47	Dosquebradas	La Pradera	Tienda de barrio	22
25	Cra. 21 #36-78	Dosquebradas	CAM	Café o bar	21
26	Cl. 8 # 9-60	Dosquebradas	Zona industrial	Restaurante	22
27	Cra. 10 #17-11	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	24

Tabla 11. Clientes caso de prueba 1

A continuación, se crearon 100 datos aleatorios de demanda de acuerdo con la distribución normal y siguiendo el método Monte Carlo; y 100 posiciones aleatorias del cliente al que se le cambió este valor. De esta forma, para cada uno de estos datos se realizó una corrida y se recopilaron los datos. Así mismo, para este primer escenario se consideró la realización de las mismas corridas, pero utilizando la distancia de Manhattan para la estimación de la distancia entre dos nodos $\in V$. La *Tabla 12* muestra las medidas de tendencia central del grupo de las demandas, tanto para cuando se utiliza la distancia Euclidiana como para la distancia Manhattan.

Min	15
Max	36
Media	24
Mediana	25
Moda	30

Tabla 12. Medidas de tendencia central de las demandas aleatorias del caso de prueba 1.

5.4.1.1 Resultados determinísticos

5.4.1.1.1 Distancia Euclidiana

El resultado del escenario determinístico para la distancia Euclidiana se muestra en la *Tabla 13* y la ruta resultante se muestra en la *Figura 17*. Debido a que la gráfica es muy grande, se presentan posteriormente las sub-gráficas de la ruta en la *Figura 18* (rutas 1 y 2) y *Figura 19* (ruta 3).

Escenario determinístico	
FO	52785
Gap	0,19%

Tabla 13. Escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 1.

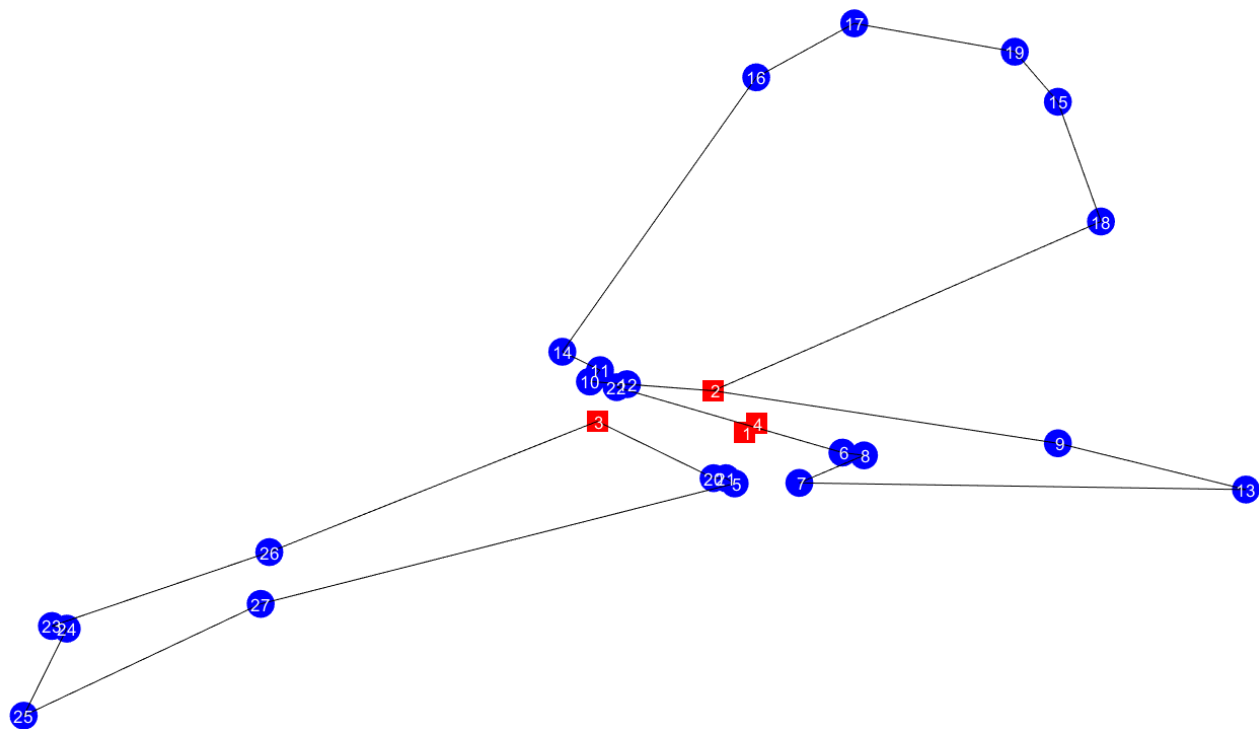


Figura 17. Rutas del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 1.

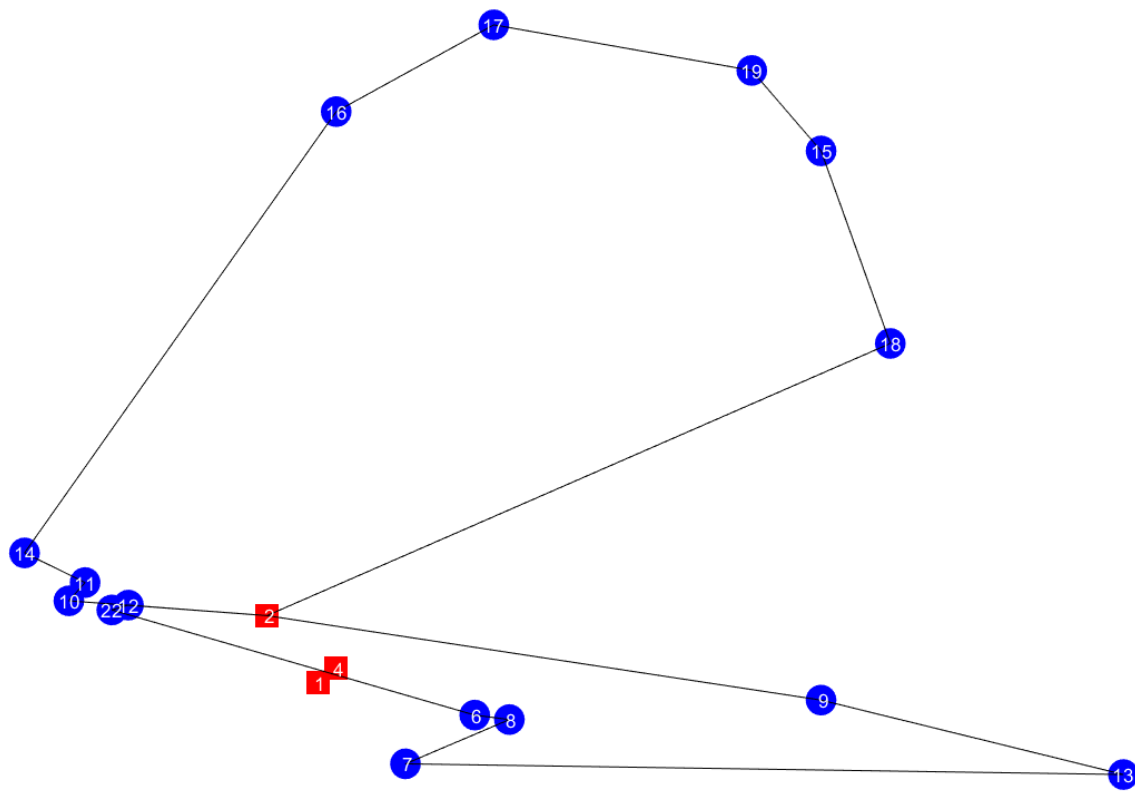


Figura 18. Rutas 1 y 2 del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 1.

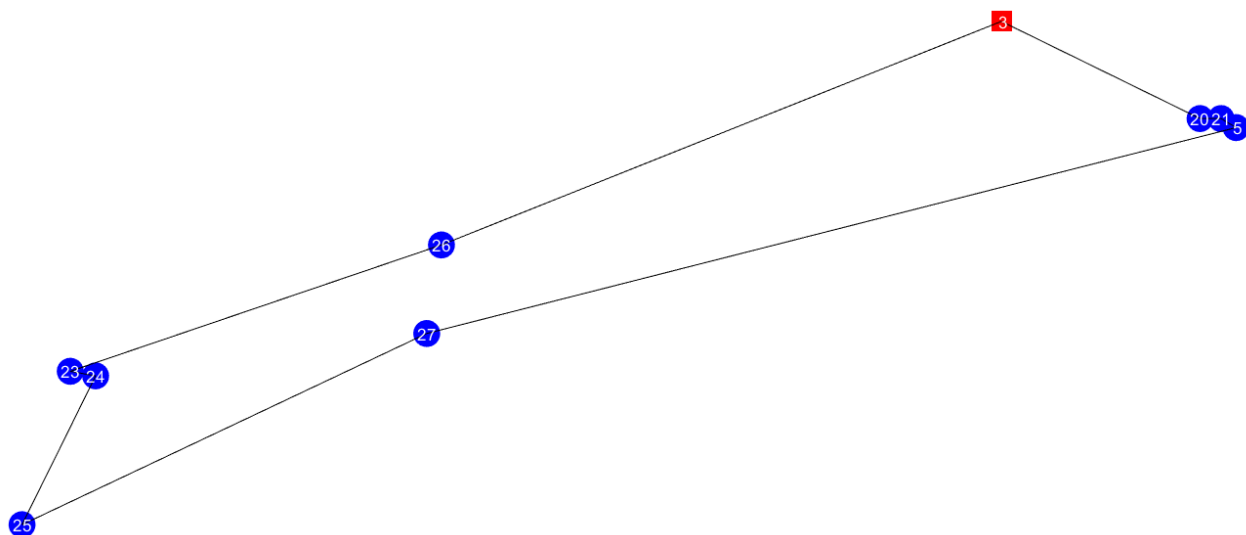


Figura 19. Ruta 3 del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 1.

Las rutas de este escenario comienzan en los depósitos 2 y 3, tal como se muestra en la *Tabla 14* y en la *Tabla 15*. Allí se puede ver la secuencia de nodos, la distancia recorrida entre ellos y el flujo de carga transportado según la demanda de cada cliente.

Depósito 2					
Ruta 1			Ruta 2		
Nodos	Distancia	Flujo	Nodos	Distancia	Flujo
2-9	1848	168	2-18	3479	192
9-13	1194	147	18-15	2116	172
13-7	2077	122	15-19	903	150
7-8	570	95	19-17	897	129
8-6	112	75	17-16	1053	104
6-22	1556	45	16-14	4911	75
22-12	72	24	14-11	369	48
12-2	417	-	11-10	206	28
			10-2	595	-

Tabla 14. Rutas salientes del depósito 2 – caso de prueba 1, distancia Euclidiana

Depósito 3		
Ruta 3		
Nodos	Distancia	Flujo
3-26	2758	195
26-23	1646	173
23-24	84	152
24-25	1545	130
25-27	2254	109
27-5	3054	85
5-21	102	58
21-20	57	28
20-3	1137	-

Tabla 15. Rutas salientes del depósito 3 – caso de prueba 1, distancia Euclidiana

5.4.1.1.2 *Distancia Manhattan*

Al igual que en el caso anterior con distancia Euclidiana, para la distancia Manhattan se tienen unos resultados determinísticos que se presentan en la *Tabla 16*. La gráfica correspondiente se presenta en la *Figura 20*, y las sub-gráficas de las rutas en las *Figura 21* y *Figura 22*.

Escenario	
FO	38947
Gap	0,26%

Tabla 16. Escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 1.

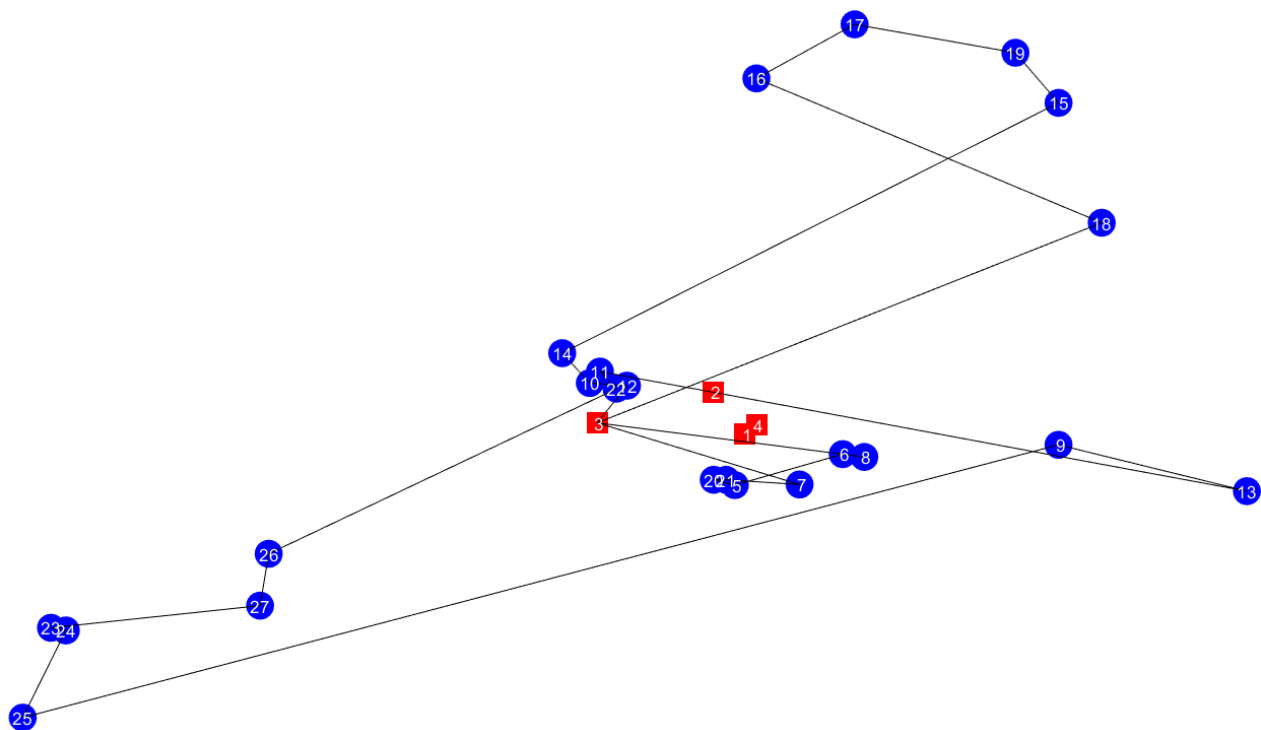


Figura 20. Rutas del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 1.

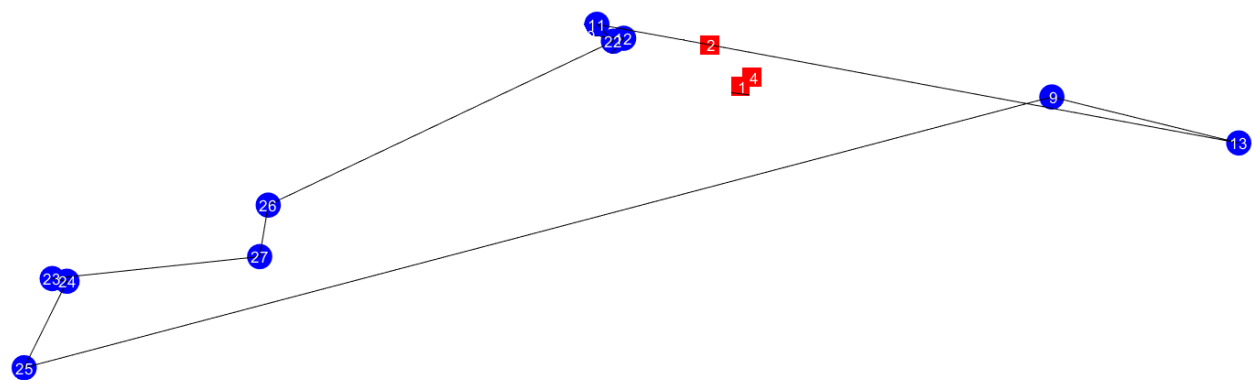


Figura 21. Ruta 1 del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 1.

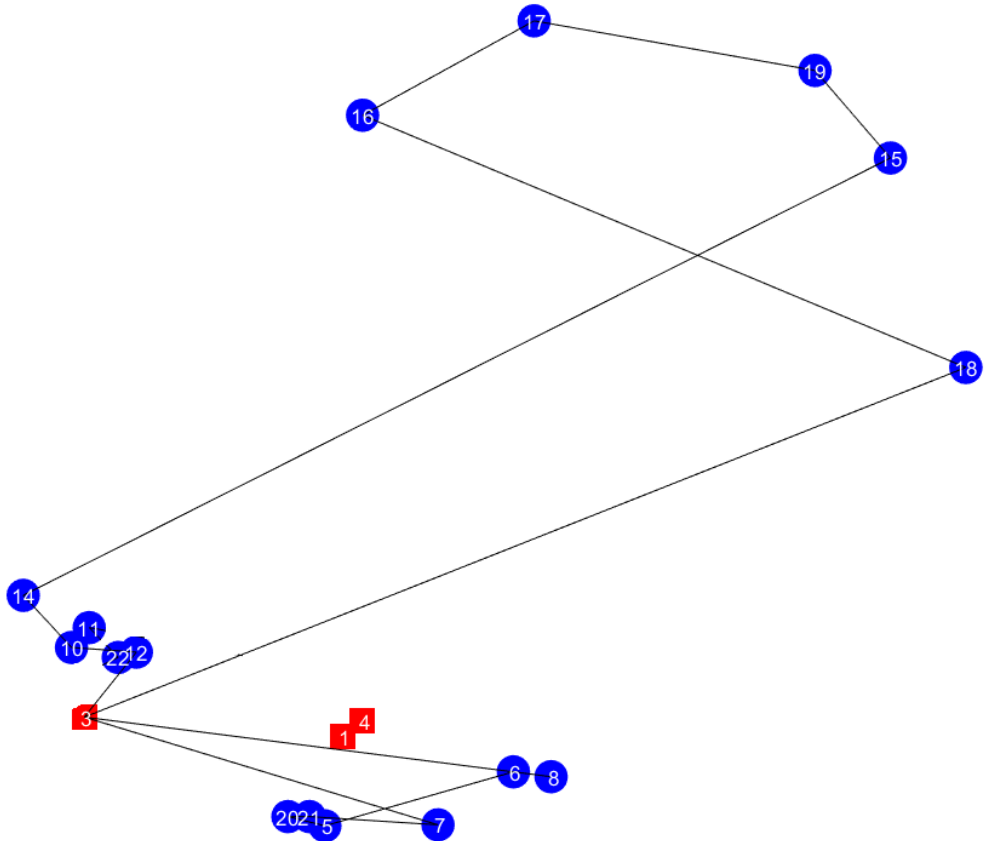


Figura 22. Rutas 2 y 3 del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 1.

Nuevamente, las rutas comienzan en los depósitos 2 y 3 y se muestran en las *Tablas 17 y 18*. Allí se relacionan la secuencia de nodos, la distancia recorrida entre ellos y el flujo de carga transportado según la demanda de cada cliente.

Depósito 2**Ruta 1**

Nodos	Distancia	Flujo
2-11	887	197
11-22	223	177
22-26	4512	156
26-27	951	134
27-23	1358	110
23-24	22	89
24-25	1731	67
25-9	8	46
9-13	59	25
13-2	4211	-

Tabla 17. Ruta saliente del depósito 2 – caso de prueba 1, distancia Manhattan

Depósito 3**Ruta 2**

Nodos	Distancia	Flujo
3-7	145	162
7-21	424	135
21-20	57	105
20-5	5	77
5-6	43	50
6-8	51	20
8-3	1837	-

Ruta 3

Nodos	Distancia	Flujo
3-12	515	196
12-10	219	172
10-14	652	144
14-15	2097	117
15-19	1080	95
19-17	1244	74
17-16	1404	49
16-18	936	20
18-3	5853	-

Tabla 18. Rutas salientes del depósito 3 – caso de prueba 1, distancia Manhattan

5.4.1.2 Resultados estocásticos

Los resultados obtenidos para este escenario con demandas estocásticas, en cuanto a función objetivo y Gap, con distancia Euclidiana y Manhattan, se encuentran en la *Tabla 19*. Cuando se abordan casos estocásticos no se obtiene una sola respuesta sino un estimado de la función objetivo.

Sin embargo, se presentan las *Figuras 23 y 24* con las gráficas de los mejores resultados obtenidos para la distancia Euclidiana y Manhattan respectivamente. Para la primera distancia, el mejor resultado fue la iteración número 37 y para la segunda distancia el mejor resultado fue la número 69. Las *Tablas 20 y 21* muestran los resultados de función objetivo y gap para cada una.

	Euclidiana	Manhattan
FO	52797	38849
Gap	0,14%	0,27%

Tabla 19. Resultados estocásticos de FO y Gap para ambas distancias en el caso de prueba 1.

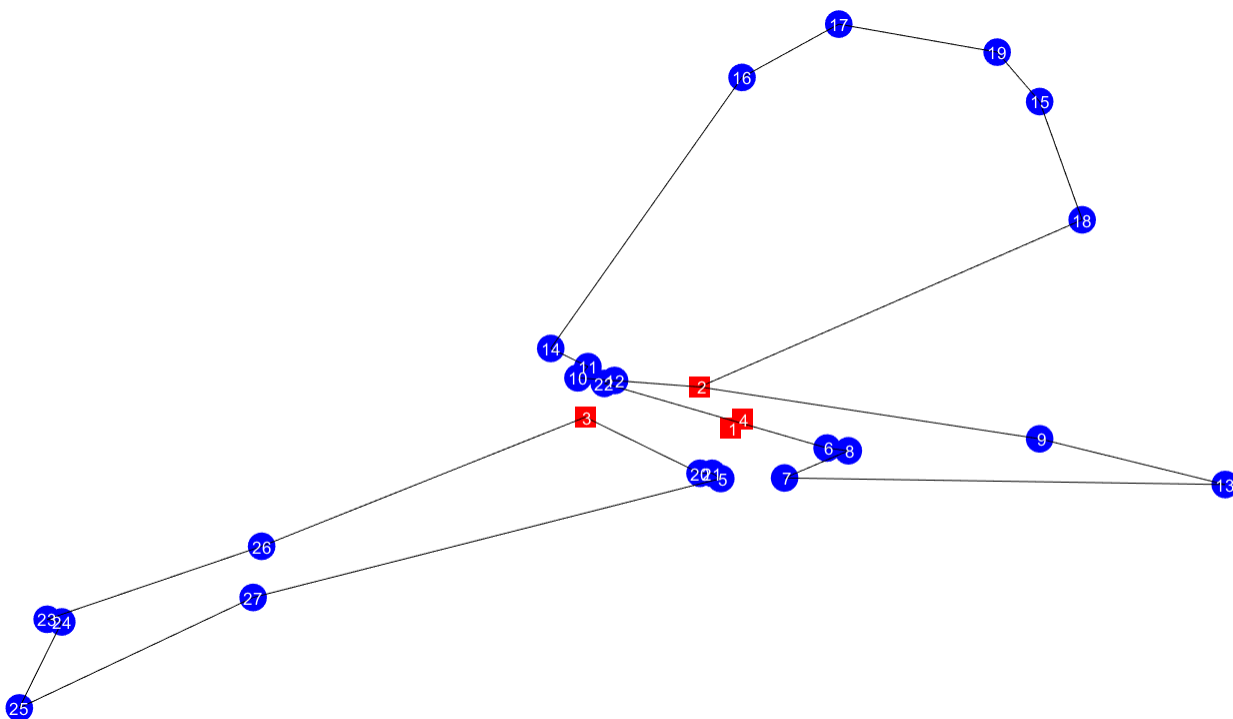


Figura 23. Mejor resultado con distancia Euclidiana obtenido en el caso de prueba 1.

Como se puede observar, las rutas son iguales a aquellas que se obtuvieron en el resultado determinístico para el caso de la distancia Euclidiana (Ver *Figuras 17, 18 y 19*).

Resultados caso 37	
FO	52785
Gap	0,02%

Tabla 20. Resultados iteración 37 obtenidos en el caso de prueba 1

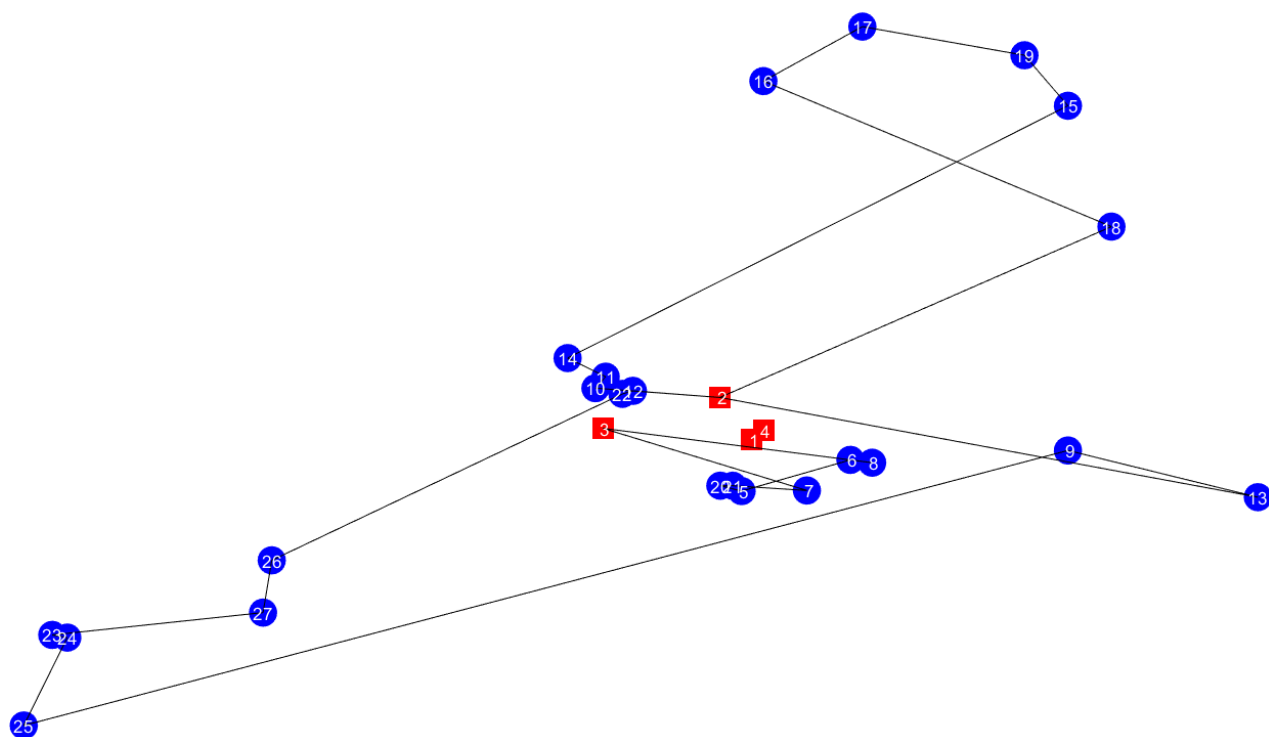


Figura 24. Mejor resultado con distancia Manhattan obtenido en el caso de prueba 1.

De igual forma, las rutas son iguales a aquellas que se obtuvieron en el resultado determinístico para el caso de la distancia Manhattan (Ver Figuras 20, 21 y 22).

Resultados caso 69	
FO	38453
Gap	0,10%

Tabla 21. Resultados iteración 69 obtenidos en el caso de prueba 1

5.4.2 Segundo caso - Depósitos en Dosquebradas y clientes en Pereira y Dosquebradas

Este segundo caso consistió en tres depósitos ubicados en la ciudad de Dosquebradas: 1 en la zona industrial y 2 en la zona de La Pradera. Adicionalmente, 21 clientes distribuidos tanto en Pereira como en Dosquebradas así: 13 en la primera ciudad y 8 en la segunda. Esta información se representa en la *Figura 25*.

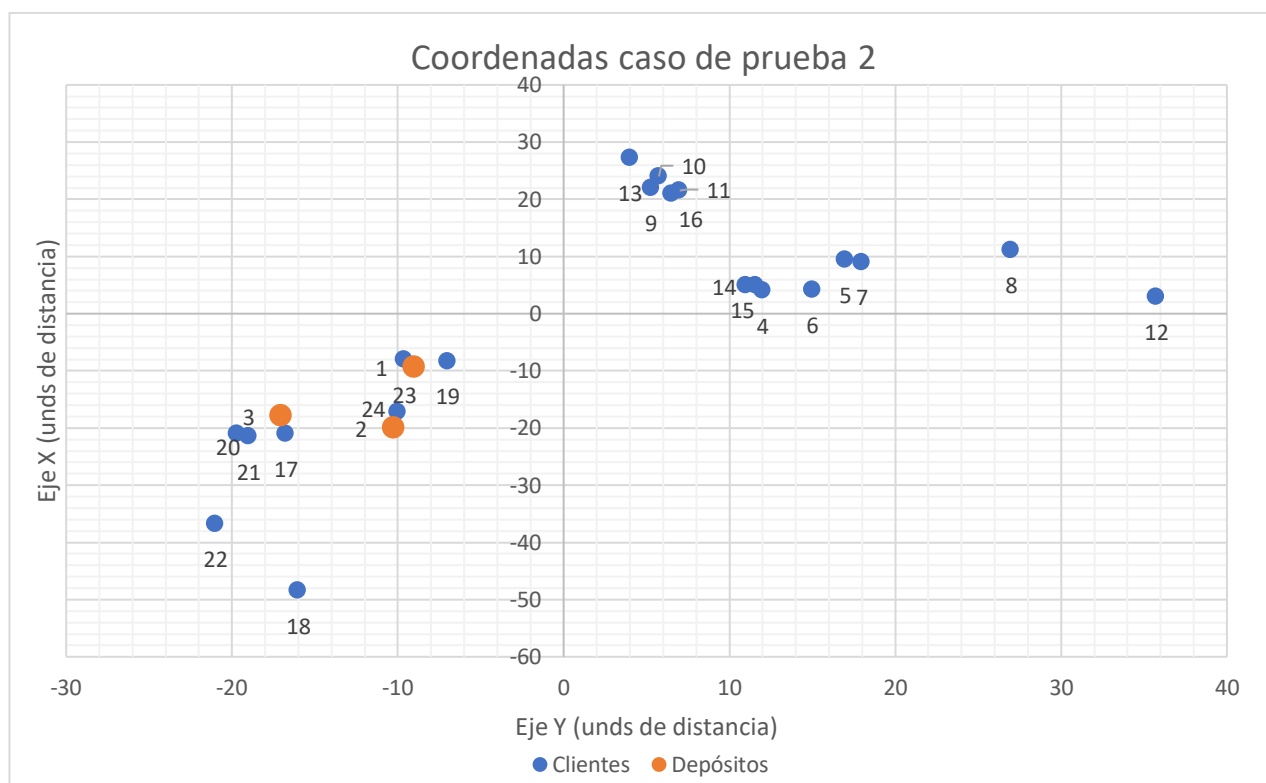


Figura 25. Coordenadas caso de prueba 2.

La información de los clientes y los depósitos referente a su dirección, ciudad, zona, tipo de cliente y demanda, se encuentra en las *Tablas 22 y 23*.

Depósitos

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona
1	Cra. 9 #9-37	Dosquebradas	Zona industrial
2	Calle 20 #10-24	Dosquebradas	La Pradera
3	Cra 17 #17-88	Dosquebradas	La Pradera

Tabla 22. Depósitos caso de prueba 2

Clientes

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona	Tipo	Demanda
4	Cra 12 #4-07	Pereira	Circunvalar	Restaurante	26
5	Cra 17 #9-50	Pereira	Circunvalar	Restaurante	21
6	Cra. 15 # 4 - 17	Pereira	Circunvalar	Café o bar	25
7	Cra. 18 #9-1	Pereira	Circunvalar	Café o bar	20
8	Cra. 27 #11-14	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	28
9	Cl. 22 #5-28	Pereira	Centro	Restaurante	29
10	Cl. 24 # 5-75	Pereira	Centro	Restaurante	22
11	Cra. 7 #21-53	Pereira	Centro	Café o bar	20
12	Calle 3 #35-73	Pereira	Centro	Tienda de barrio	24
13	Cra. 4 #27-24	Pereira	Centro	Tienda de barrio	23
14	Cl. 5 #11-2	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	28
15	Cl. 5 #11-59	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	30
16	Cl. 21 #6-52	Pereira	Centro	Café o bar	21
17	Cl. 21 #16-75	Dosquebradas	La Pradera	Restaurante	20
18	Cra. 16 #48-34	Dosquebradas	CAM	Tienda de barrio	26
19	Cra. 7 #8-30	Dosquebradas	Zona industrial	Café o bar	24
20	Calle 21 #19-69	Dosquebradas	La Pradera	Restaurante	22
21	Cra. 19 #21-47	Dosquebradas	La Pradera	Tienda de barrio	30
22	Cra. 21 #36-78	Dosquebradas	CAM	Café o bar	21
23	Cl. 8 # 9-60	Dosquebradas	Zona industrial	Restaurante	24
24	Cra. 10 #17-11	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	28

Tabla 23. Clientes caso de prueba 2

Posteriormente, el procedimiento realizado fue igual al del anterior caso, con la diferencia de que se crearon 50 datos aleatorios de demanda de acuerdo con la distribución normal y siguiendo el método Monte Carlo, y 50 posiciones aleatorias del cliente al que se le cambió este valor. No

obstante, en este escenario se consideró únicamente la distancia Euclidiana. En la *Tabla 24* se muestran las medidas de tendencia central de los datos aleatorios creados para este escenario.

Min	15
Max	36
Media	25
Mediana	25
Moda	23

Tabla 24. Medidas de tendencia central de las demandas aleatorias del caso de prueba 2

5.4.2.1 *Resultados determinísticos*

El resultado determinístico de esta instancia se muestra en la *Tabla 25* y su ruta correspondiente en la *Figura 26*. Las *Figuras 27* y *28* muestran las rutas en mayor detalle.

Escenario determinístico	
FO	53849
Gap	0,10%

Tabla 25. Escenario determinístico en el caso de prueba 2.

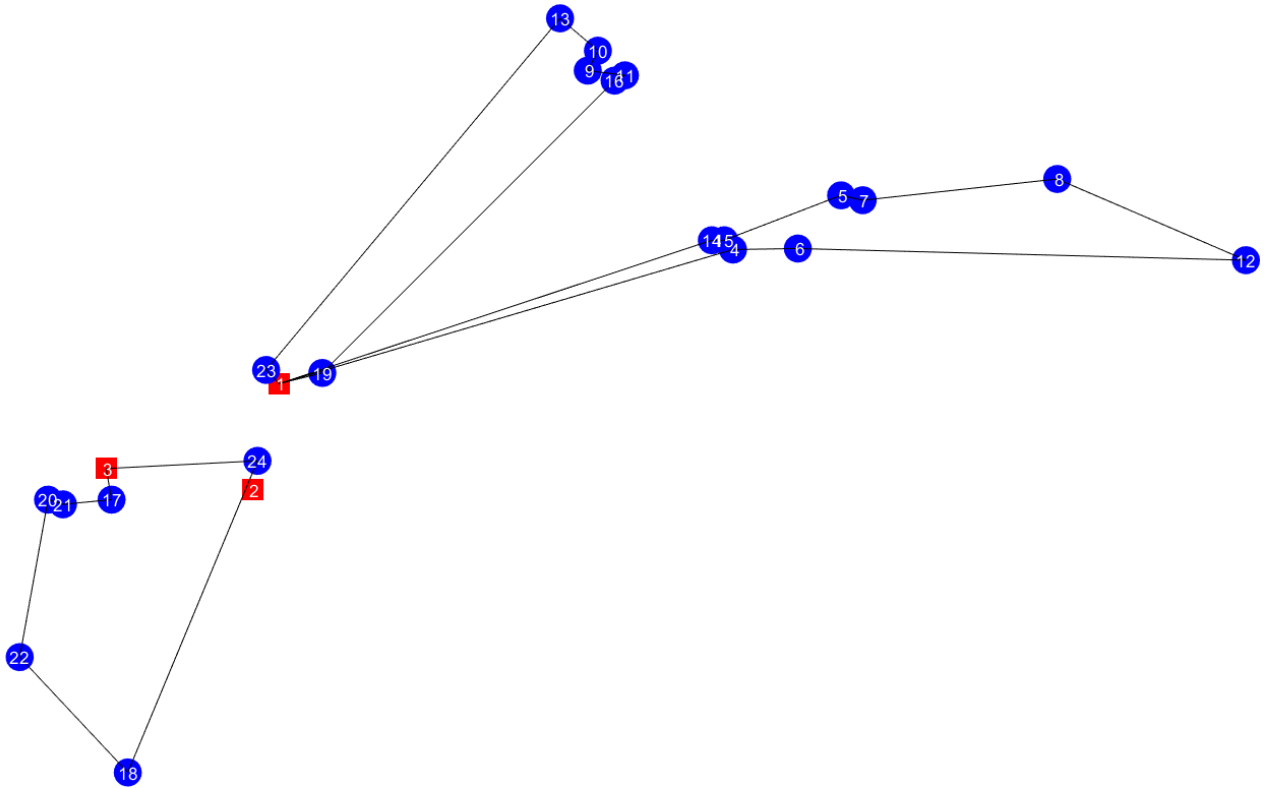


Figura 26. Rutas del escenario determinístico en el caso de prueba 2.

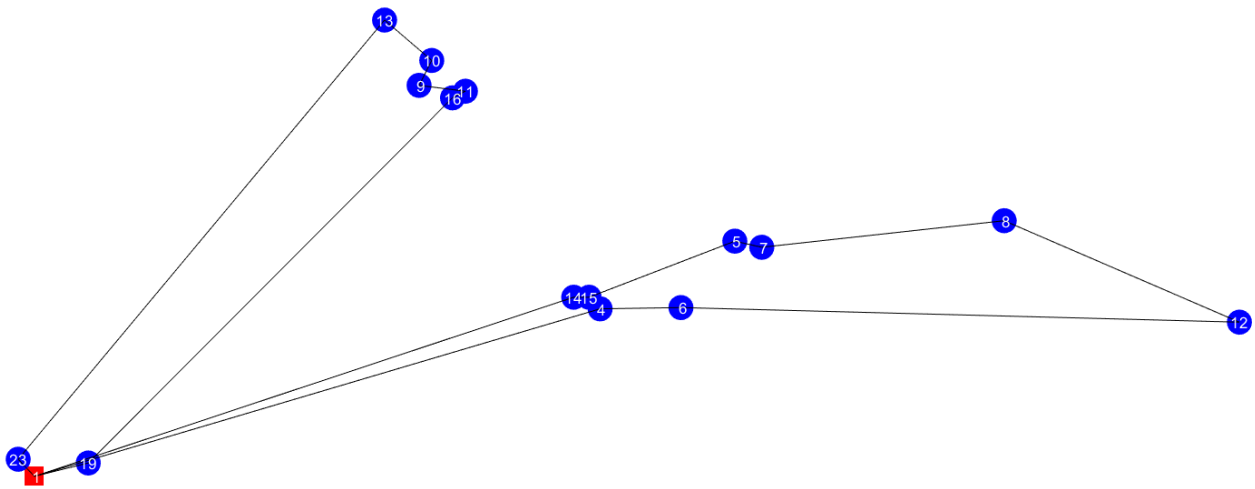


Figura 27. Rutas 1 y 2 del escenario determinístico en el caso de prueba 2

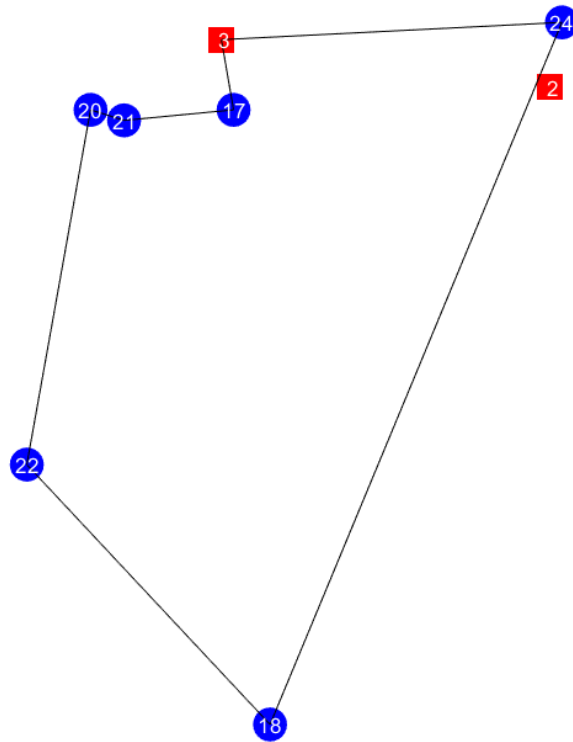


Figura 28. Ruta 3 del escenario determinístico en el caso de prueba 2

Las rutas mostradas en las gráficas anteriores comienzan en los depósitos 1 y 3 y se explican en las *Tablas 26* y *27*. En estas se muestra la secuencia de nodos, la distancia recorrida entre ellos y el flujo de carga transportado según la demanda de cada cliente.

Depósito 1

Ruta 1			Ruta 2		
Nodos	Distancia	Flujo	Nodos	Distancia	Flujo
1-14	2465	190	1-23	150	163
14-15	57	170	23-13	3778	139
15-5	704	144	13-10	369	116
5-7	112	123	10-9	206	94
7-8	925	103	9-11	179	65
8-12	1194	75	11-16	72	45
12-6	2077	51	16-19	3227	21
6-4	301	26	19-1	227	-
4-1	2494	-			

Tabla 26. Rutas salientes del depósito 1 – caso de prueba 2, distancia Euclidiana

Depósito 3

Ruta 3		
Nodos	Distancia	Flujo
3-24	705	159
24-18	3181	131
18-22	1260	101
22-20	1584	80
20-21	84	58
21-17	230	28
17-3	313	-

Tabla 27. Rutas salientes del depósito 3– caso de prueba 2, distancia Euclidiana

5.4.2.2 Resultados estocásticos

El resultado estocástico obtenido para este caso con la distancia Euclidiana se relaciona en la *Tabla 28*. Se menciona que este corresponde a un valor estimado de la función objetivo y del gap, producto de las 50 corridas realizadas para este escenario.

	Euclidiana
FO	53849
Gap	0,20%

Tabla 28. Resultados estocásticos de FO y Gap para ambas distancias en el caso de prueba 2.

Así mismo, se muestra el estimado de la función objetivo y del gap del mejor resultado obtenido, correspondiente a la iteración número 9. Los resultados en cuanto a función objetivo y gap se relacionan en la *Tabla 29* y su gráfica correspondiente en la *Figura 29*.

	Resultados caso 9
FO	53849
Gap	0,02%

Tabla 29. Resultados iteración 9 obtenidos en el caso de prueba 2

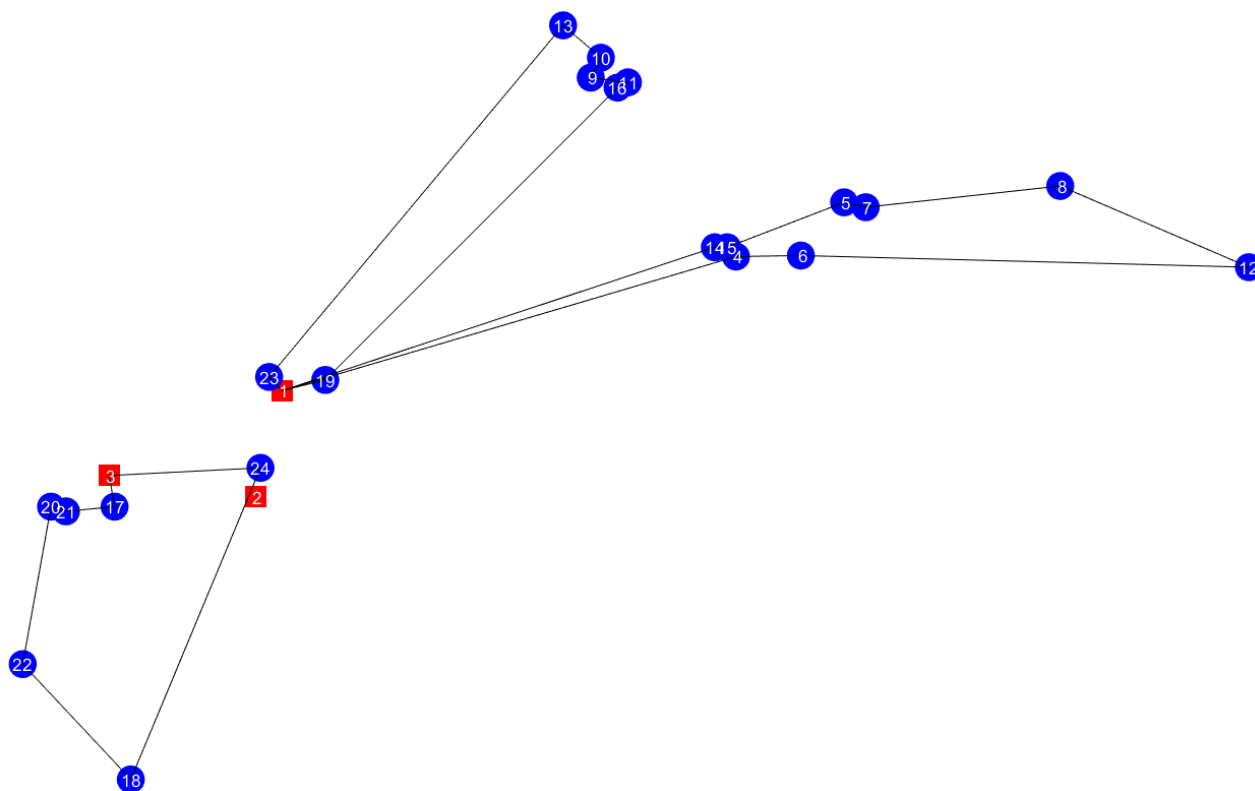


Figura 29. Mejor resultado obtenido en el caso de prueba 2.

Se observa en la gráfica que las rutas son iguales a las que se obtuvieron en el resultado determinístico del caso de prueba 2. (Ver *Figuras 26, 27 y 28*).

5.4.3 Tercer caso - Depósitos y clientes en Pereira y Dosquebradas

Este último caso fue el más grande de los tres propuestos, pues se trabajó con 6 depósitos: 4 en la ciudad de Pereira y 2 en la ciudad de Dosquebradas; y 25 clientes: 18 en la ciudad de Pereira y 7 en la ciudad de Dosquebradas. La *Figura 30* muestra las coordenadas de todos los nodos.

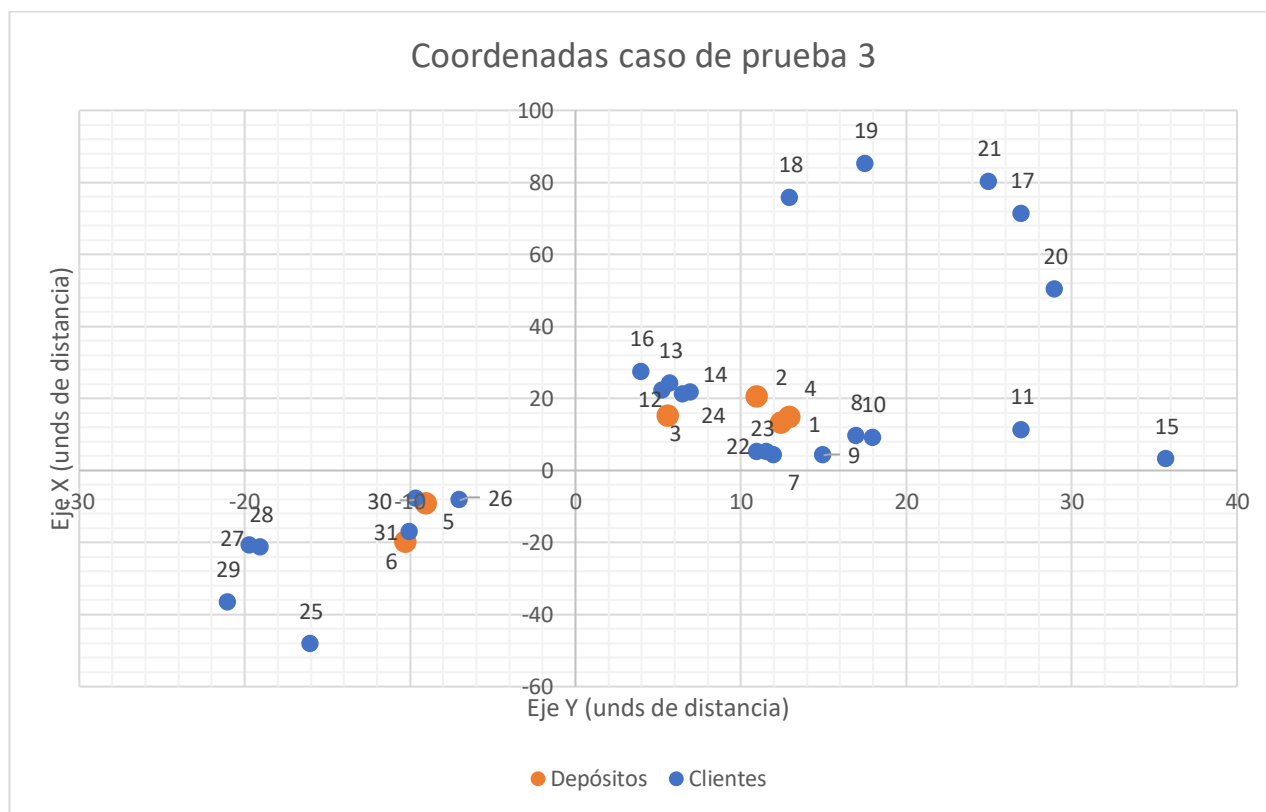


Figura 30. Coordenadas caso de prueba 3.

En la *Tabla 30* se presenta la información relacionada con los depósitos (dirección, ciudad y zona); en la *Tabla 31* se presenta la información de los clientes (dirección, ciudad, zona, tipo y demanda).

Depósitos

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona
1	Calle 13 # 12-47	Pereira	Circunvalar
2	Cra 11 #20-38	Pereira	Centro
3	Calle 15 #5-62	Pereira	Centro
4	Cra. 13 #14-60	Pereira	Circunvalar
5	Cra. 9 #9-37	Dosquebradas	Zona industrial
6	Calle 20 #10-24	Dosquebradas	La Pradera

Tabla 30. Depósitos caso de prueba 3

Cientes

Nodo	Dirección	Ciudad	Zona	Tipo	Demanda
7	Cra 12 #4-07	Pereira	Circunvalar	Restaurante	20
8	Cra 17 #9-50	Pereira	Circunvalar	Restaurante	22
9	Cra. 15 # 4 - 17	Pereira	Circunvalar	Café o bar	22
10	Cra. 18 #9-1	Pereira	Circunvalar	Café o bar	29
11	Cra. 27 #11-14	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	27
12	Cl. 22 #5-28	Pereira	Centro	Restaurante	24
13	Cl. 24 # 5-75	Pereira	Centro	Restaurante	29
14	Cra. 7 #21-53	Pereira	Centro	Café o bar	30
15	Calle 3 #35-73	Pereira	Centro	Tienda de barrio	21
16	Cra. 4 #27-24	Pereira	Centro	Tienda de barrio	24
17	Cra. 27 #71-21	Pereira	Cuba	Restaurante	30
18	Cra. 13 #75-51	Pereira	Cuba	Café o bar	25
19	Cl. 85 #17-55	Pereira	Cuba	Café o bar	25
20	Cra. 29 #50-15	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	27
21	Cra. 25 #80-1	Pereira	Cuba	Tienda de barrio	24
22	Cl. 5 #11-2	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	21
23	Cl. 5 #11-59	Pereira	Circunvalar	Tienda de barrio	21
24	Cl. 21 #6-52	Pereira	Centro	Café o bar	26
25	Cra. 16 #48-34	Dosquebradas	CAM	Restaurante	26
26	Cra. 7 #8-30	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	24
27	Calle 21 #19-69	Dosquebradas	La Pradera	Restaurante	22
28	Cra. 19 #21-47	Dosquebradas	La Pradera	Tienda de barrio	23
29	Cra. 21 #36-78	Dosquebradas	CAM	Café o bar	30
30	Cl. 8 # 9-60	Dosquebradas	Zona industrial	Restaurante	21
31	Cra. 10 #17-11	Dosquebradas	Zona industrial	Tienda de barrio	22

Tabla 31. Clientes caso de prueba 3

A continuación, se crearon 50 datos aleatorios de demanda de acuerdo con la distribución normal y siguiendo el método Monte Carlo, y 50 posiciones aleatorias del cliente al que se le cambió este valor. Nuevamente, para este caso se consideró la distancia Euclidiana y la distancia Manhattan. En

la *Tabla 32* se muestran las medidas de tendencia central de los datos aleatorios creados para este escenario.

Min	16
Max	34
Media	25
Mediana	26
Moda	22

Tabla 32. Medidas de tendencia central de las demandas aleatorias del caso de prueba 3

5.4.3.1 Resultados determinísticos

5.4.3.1.1 Distancia Euclidiana

Para la distancia Euclidiana, el resultado determinístico de este caso se muestra en la *Tabla 33* y la gráfica de las rutas en las *Figuras 31*; y con mayor detalle en las *Figures 32, 33 y 34*.

Escenario determinístico	
FO	55572
Gap	0,76%

Tabla 33. Escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 3.

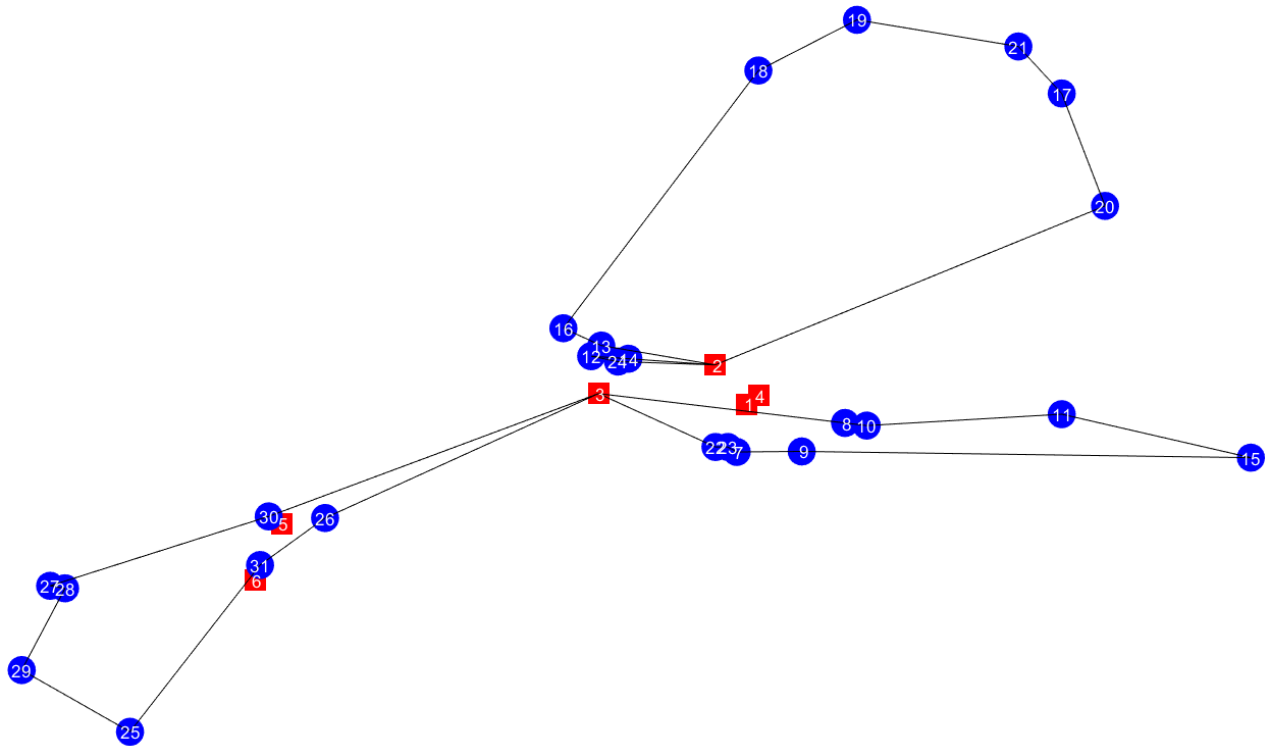


Figura 31. Rutas del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 3.

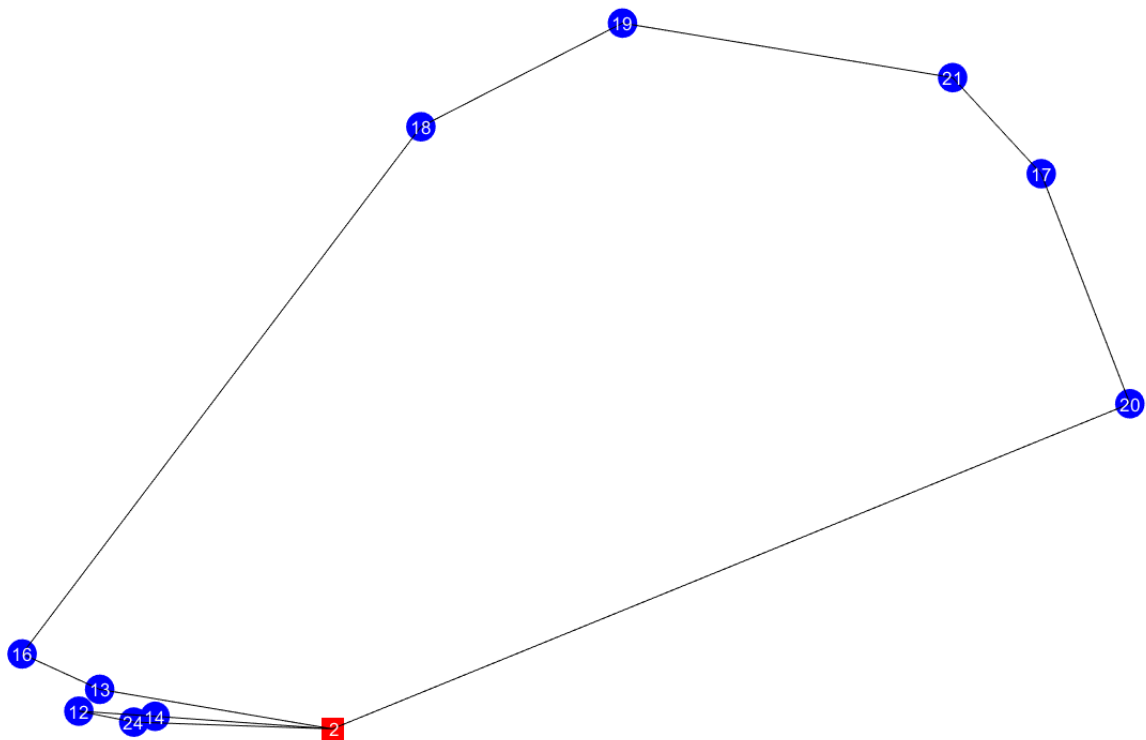


Figura 32. Rutas 1 y 2 del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 3.



Figura 33. Ruta 3 del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 3.

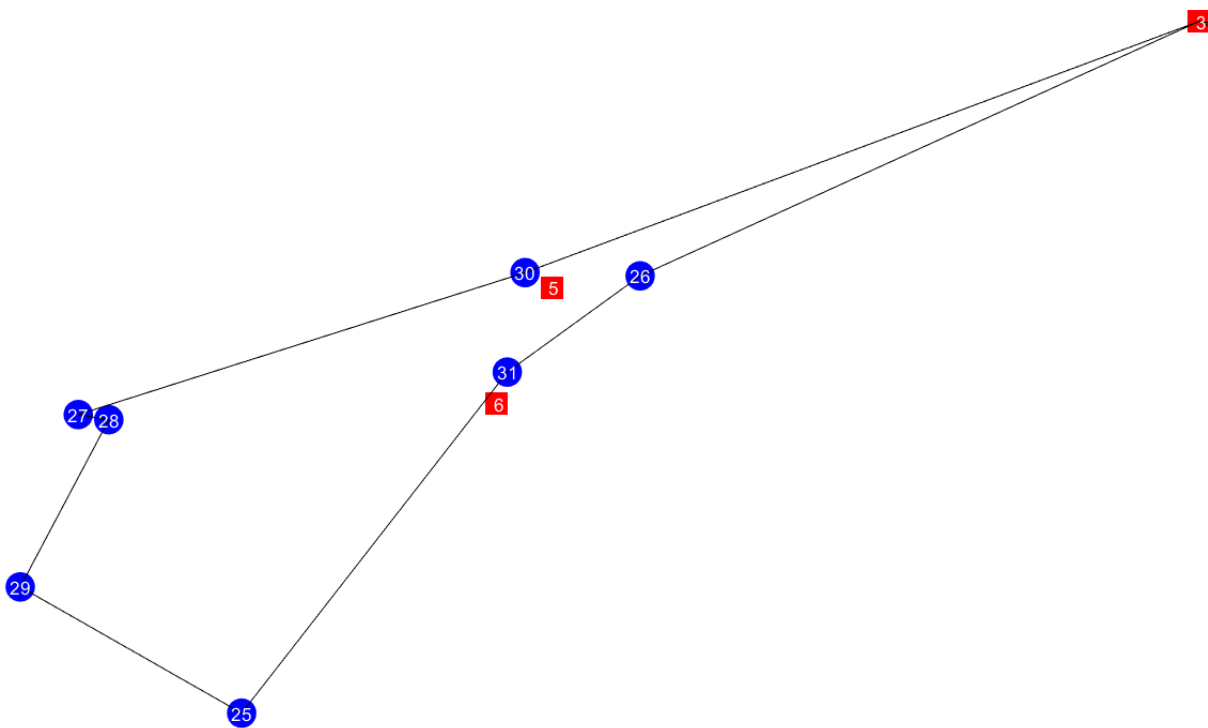


Figura 34. Ruta 4 del escenario determinístico de la distancia Euclidiana en el caso de prueba 3.

Las rutas de este escenario salen de los depósitos 2 y 3 y se explican en las *Tablas 34* y *35*. En ellas se puede ver la secuencia de nodos, la distancia recorrida entre ellos y el flujo de carga transportado según la demanda de cada cliente.

Depósito 2

Ruta 1			Ruta 2		
Nodos	Distancia	Flujo	Nodos	Distancia	Flujo
2-13	638	184	2-14	417	80
13-16	369	155	14-12	179	50
16-18	4911	131	12-24	160	26
18-19	1053	106	24-2	453	-
19-21	897	81			
21-17	903	57			
17-20	2116	27			
20-2	3479	-			

Tabla 34. Rutas salientes del depósito 2 – caso de prueba 3, distancia Euclidiana

Depósito 3

Ruta 3			Ruta 4		
Nodos	Distancia	Flujo	Nodos	Distancia	Flujo
3-22	1137	183	3-26	2650	168
22-23	57	162	26-31	931	144
23-7	102	141	31-25	3181	122
7-9	301	121	25-29	1260	96
9-15	2077	99	29-28	1545	66
15-11	1194	78	28-27	84	43
11-10	925	51	27-30	1646	21
10-8	112	22	30-3	2758	-
8-3	1264	-			

Tabla 35. Rutas salientes del depósito 3 – caso de prueba 3, distancia Euclidiana

5.4.3.1.2 Distancia Manhattan

El resultado determinístico para la distancia de Manhattan se relaciona en la *Tabla 36* y su gráfica en la *Figura 35*, las *Figuras 36*, *37* y *38* muestran las sub-gráficas de cada una de las rutas resultantes.

Escenario determinístico	
FO	40215
Gap	0,42%

Tabla 36. Escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 3.

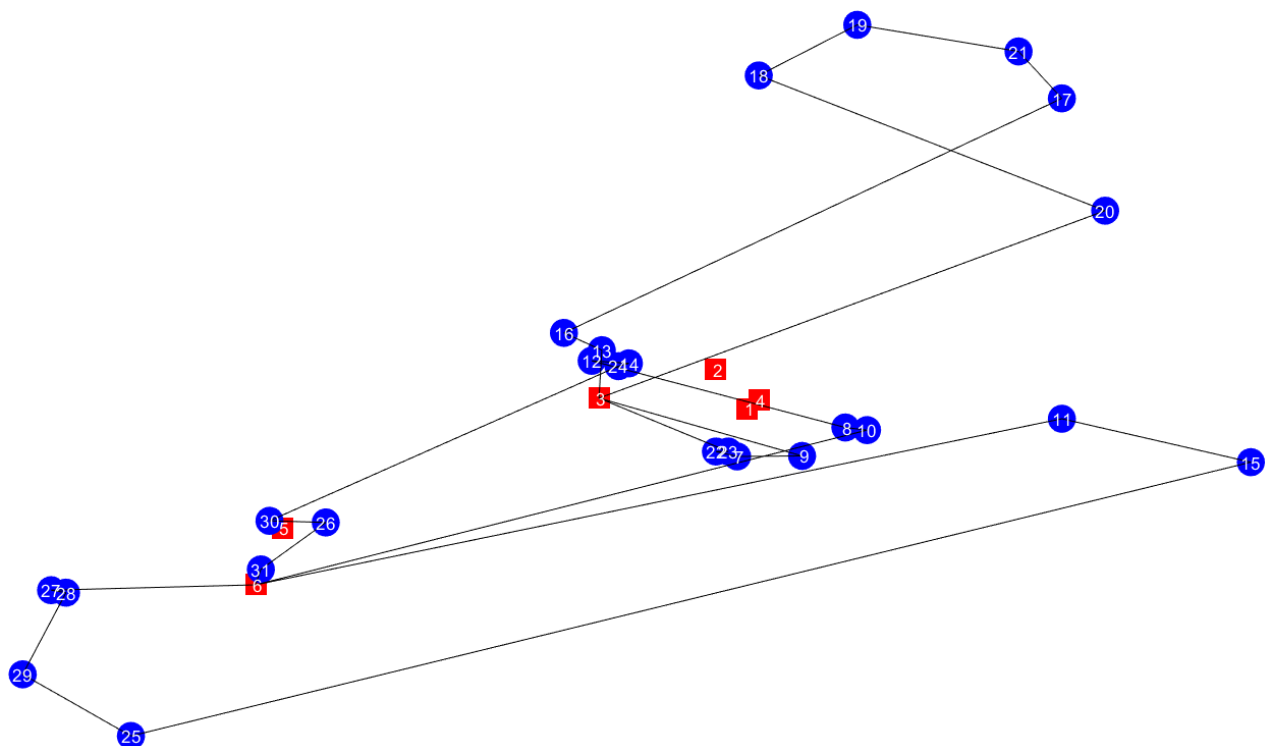


Figura 35. Rutas del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 3.

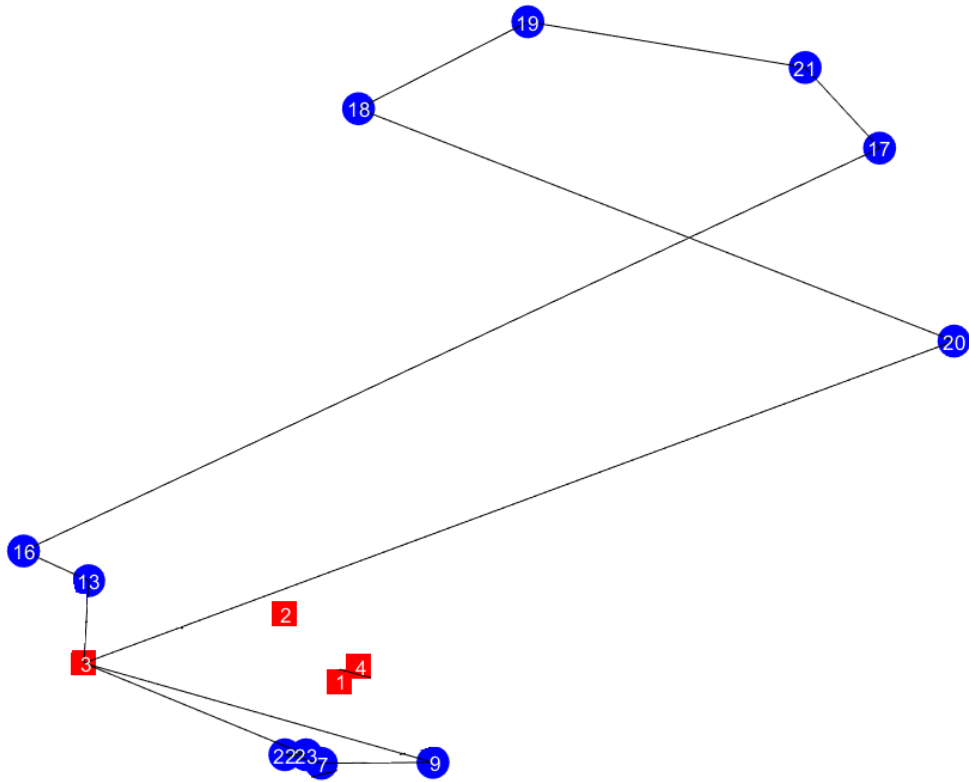


Figura 36. Rutas 1 y 2 del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 3.

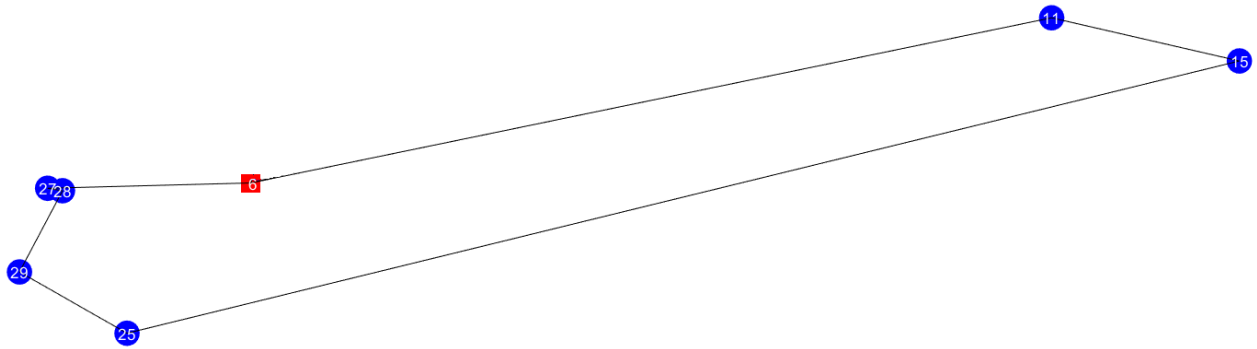


Figura 37. Ruta 3 del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 3.

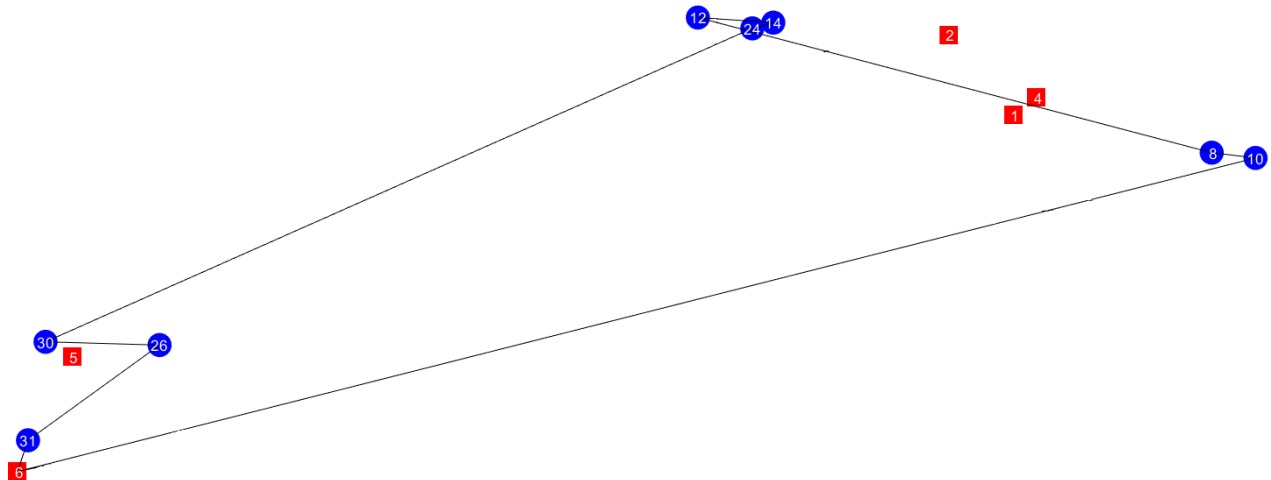


Figura 38. Ruta 4 del escenario determinístico de la distancia Manhattan en el caso de prueba 3.

Ahora, para mostrar el recorrido de las rutas se relacionan las *Tablas 37 y 38*, donde se evidencia la secuencia de nodos, la distancia recorrida entre ellos y el flujo de carga transportado según la demanda de cada cliente. En este caso las rutas inician los depósitos 3 y 6.

Depósito 3

Ruta 1

Nodos	Distancia	Flujo
3-13	887	184
13-16	499	155
16-17	2097	131
17-21	1080	101
21-19	1244	77
19-18	1404	52
18-20	936	27
20-3	5853	-

Ruta 2

Nodos	Distancia	Flujo
3-23	403	84
23-22	57	63
22-7	5	42
7-9	290	22
9-3	2021	-

Tabla 37. Rutas salientes del depósito 3 – caso de prueba 3, distancia Manhattan

Depósito 6					
Ruta 3			Ruta 4		
Nodos	Distancia	Flujo	Nodos	Distancia	Flujo
6-27	1045	149	6-31	265	198
27-28	22	127	31-26	581	176
28-29	1731	104	26-30	290	152
29-25	656	74	30-24	1288	131
25-15	39	48	24-14	5	105
15-11	1687	27	14-12	219	75
11-6	6838	-	12-8	78	51
			8-10	51	29
			10-6	5725	-

Tabla 38. Rutas salientes del depósito 6 – caso de prueba 3, distancia Manhattan

5.4.3.2 *Resultados estocásticos*

El estimado de la función objetivo y del gap para este último escenario, para la distancia Euclidiana y Manhattan, se muestra en la *Tabla 39*. Teniendo en cuenta que este resultado no es una única respuesta sino una variación promedio, se presentan los mejores resultados obtenidos para ambas distancias, que corresponden a las iteraciones 31 y 18 para la distancia Euclidiana y Manhattan respectivamente. Las *Figuras 39 y 40* muestran las rutas obtenidas para estos casos y las *Tablas 40 y 41* relacionan los resultados de función objetivo y gap.

	Euclidiana	Manhattan
FO	55572	40216
Gap	0,89%	0,41%

Tabla 39. Resultados FO y Gap para ambas distancias en el caso de prueba 3.

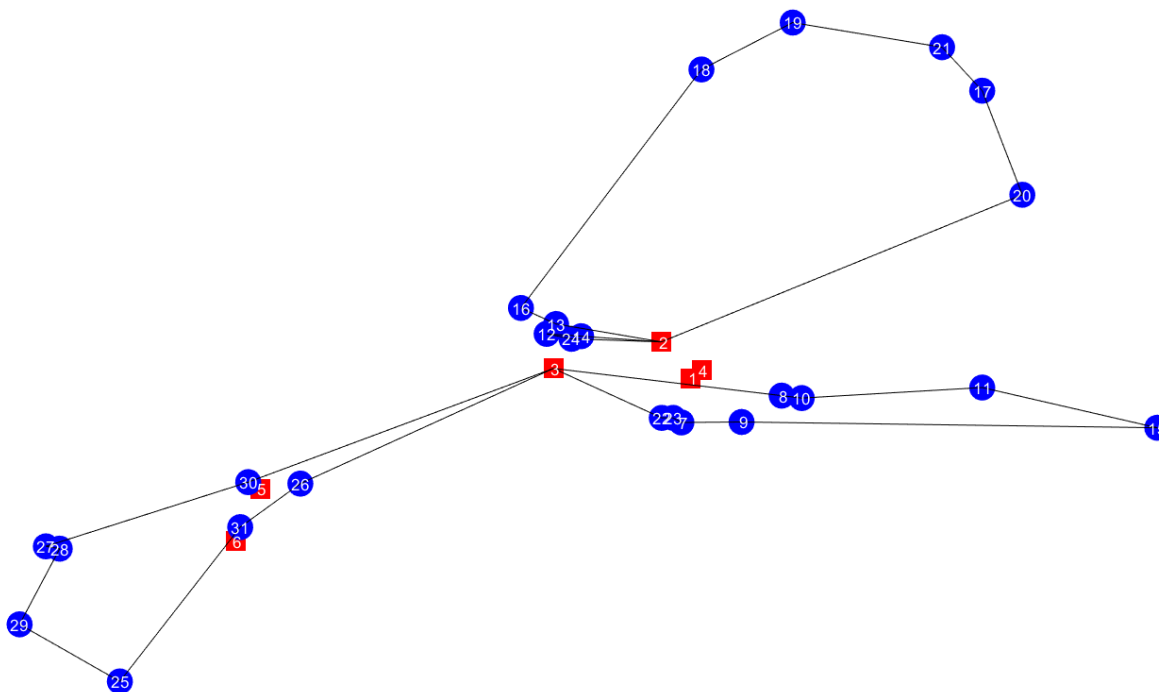


Figura 39. Mejor resultado con distancia Euclidiana obtenido en el caso de prueba 3.

De la misma forma que en el caso de prueba 1, las rutas son iguales a aquellas que se obtuvieron en el resultado determinístico para el caso de la distancia Euclidiana (Ver *Figuras 31, 32, 33 y 34*).

Resultados caso 31	
FO	55572
Gap	0,13%

Tabla 40. Resultados iteración 31 obtenidos en el caso de prueba 3.

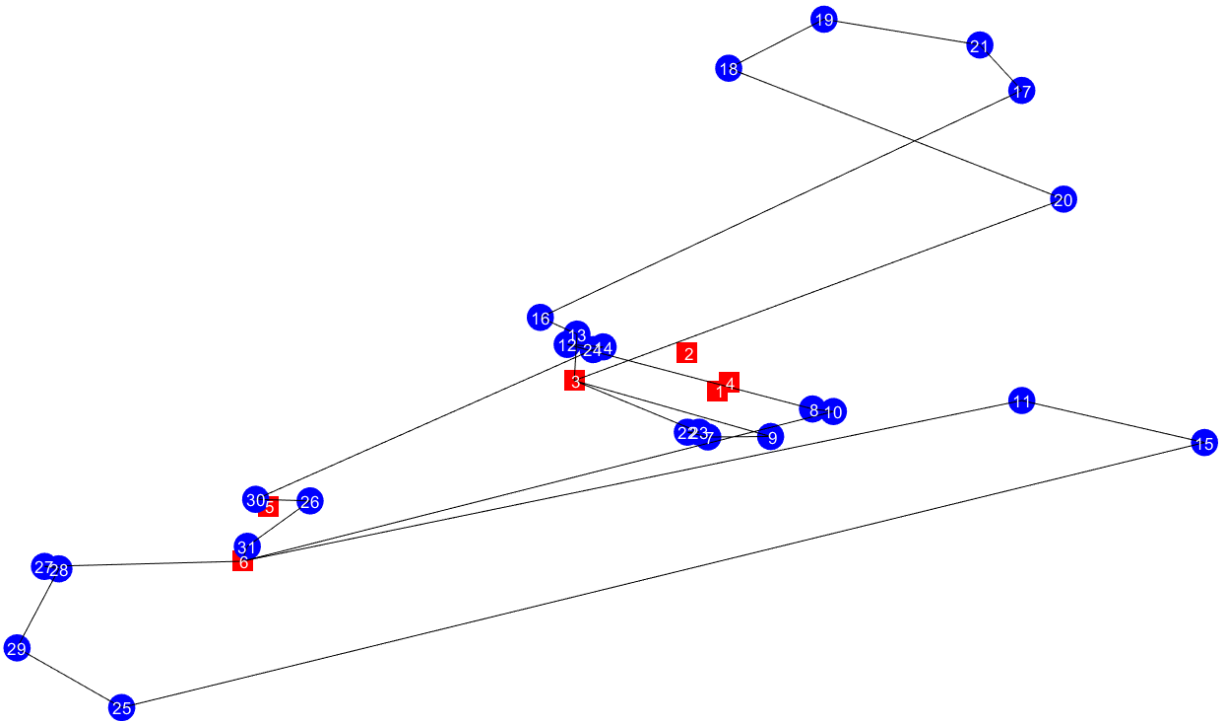


Figura 40. Mejor resultado con distancia Manhattan obtenido en el caso de prueba 3.

Como se observa, las rutas son iguales a aquellas que se obtuvieron en el resultado determinístico para el caso de la distancia Manhattan (Ver *Figuras 35, 36, 37 y 38*).

Resultados caso 18	
FO	40215
Gap	0,00%

Tabla 41. Resultados iteración 18 obtenidos en el caso de prueba 3.

5.5 Discusión de los resultados

Un aspecto importante de esta investigación fue la implementación de la distancia Manhattan en algunos casos de prueba, este enfoque permite un acercamiento a la forma de las calles en ángulo

recto. Si bien todas las cuadras de Pereira y Dosquebradas no tienen la forma de cuadrícula, se consideró una distancia que no atraviesa las calles de forma diagonal.

Análogamente, las gráficas de la distancia Manhattan presentan un recorrido mucho menos limpio y ordenado en comparación con las gráficas de la distancia Euclidiana. Al analizarlas, se concluye que cada una de las sub-rutas o fractales visita prácticamente los mismos nodos, pero al recorrer una distancia mayor, el tour se reorganiza de forma diferente, generando un trayecto más extenso. No obstante, se encuentra un vacío en la literatura en este punto, ya que de forma tradicional se considera la distancia Euclidiana en los problemas de ruteo vehicular. En ese caso, no existe un *benchmark* al cual esta investigación se haya podido referir.

Teniendo en cuenta que hay más literatura disponible para el VRP que para el CLRP, se considera que el enfoque de este estudio es muy pertinente para dar apertura a esta línea de investigación y a la vez explorar las posibilidades de aplicación de esta variante del ruteo vehicular en casos de la vida real. En este orden de ideas, se observa que si hace una adaptación a un caso concreto de una empresa, se pueden obtener muy buenos resultados y a la misma vez ahorrar costos de apertura de depósitos innecesarios o mal ubicados.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajos futuros

6.1 Conclusiones

En esta investigación se realizó una modificación al modelo matemático flexible creado por (Toro-Ocampo et al., 2016), que considera los diferentes costos de la distribución de mercancías e incluye el componente estocástico de la demanda, un tema que recientemente ha tomado mucha importancia en el campo de la logística, especialmente para el ruteo vehicular, y que permite hacer un modelamiento más acercado al comportamiento real de los clientes.

El modelo original, formulado a partir del modelo más general, un CLRPPC, permite ser adaptado a versiones abiertas, cerradas y mixtas. Siendo el caso de esta investigación una versión cerrada del CLRP. Los resultados obtenidos en la validación del modelo con las instancias propuestas en la literatura confirman su confiabilidad.

La documentación y revisión del estado del arte abarcó conceptos fundamentales para el soporte de la investigación. Referente a la Programación estocástica se hace una definición conceptual, se describe su modelamiento mediante los problemas lineales de dos etapas y se indican sus aplicaciones al ruteo vehicular desde múltiples aproximaciones.

La implementación de la demanda estocástica se realizó mediante los escenarios $(n - 1)$ y $(n - 2)$, en donde se varió la demanda de uno o dos clientes según una serie de números aleatorios creados mediante la distribución normal de probabilidad. Lo anterior teniendo en cuenta que, al ser un escenario estocástico, no se obtiene una única respuesta sino un estimado de la función objetivo.

Se indagó ampliamente sobre la estrategia con depósitos *cross-docking*, una técnica innovadora que busca la reducción drástica de inventarios y el aumento del flujo de mercancía. En esta medida se explicó su organización física y funcionamiento, pero se reconoce que su implementación requiere más esfuerzos para la adecuación física y la planificación y sincronización de los camiones entrantes y salientes de forma efectiva.

Con la modificación propuesta del modelo matemático, se propusieron casos de aplicación en el Área Metropolitana Centro Occidente, excluyendo la ciudad de La Virginia. En esta medida, se pudieron identificar aquellas zonas de ambas ciudades que resultan más convenientes para la ubicación de los depósitos, así los clientes estén distribuidos en una sola ciudad o en ambas. La *Figura 41* muestra estos puntos en color verde y la *Tabla 42* relaciona las direcciones, ciudad y zona respectivos.

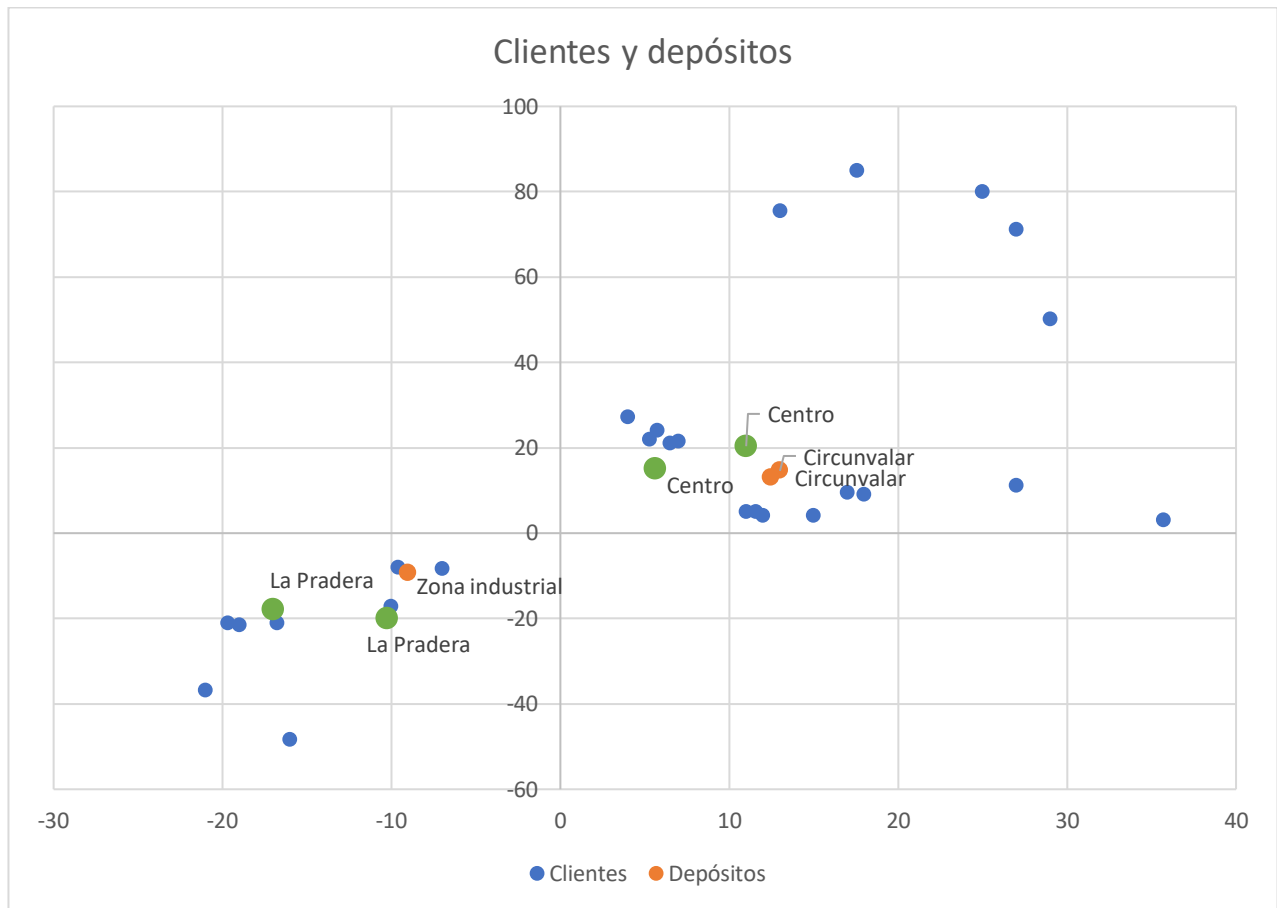


Figura 41. Mejores depósitos

Dirección	Ciudad	Zona
Cra 11 #20-38	Pereira	Centro
Calle 15 #5-62	Pereira	Centro
Calle 20 #10-24	Dosquebradas	La Pradera
Cra 17 #17-88	Dosquebradas	La Pradera

Tabla 42. Información mejores depósitos.

Por otra parte, se concluye que implementar demandas estocásticas con los escenarios ($n - 1$) en la investigación, no representó una gran variación en la función objetivo en todos los casos. Lo anterior debido a que, al existir una variedad de depósitos en cada instancia, el modelo contaba con

varias opciones que permitían tener una mayor cercanía con los clientes en cuestión y por lo tanto no afectar la función objetivo de forma considerable. Sin embargo, sí se observó que el cambio de las demandas puede representar, en la mayoría de los casos, un incremento en el Gap obtenido, producto de la misma variabilidad.

Así mismo, los resultados estocásticos que se indicaron como los mejores no presentan variaciones en sus rutas en comparación con el mismo escenario determinístico, esto como producto de la cercanía al cliente que se mencionó anteriormente; es decir, al no haber una variación representativa en la función objetivo, tampoco la habrá en las rutas resultantes. En consecuencia, los mejores resultados presentan el menor gap registrado para esa instancia.

De manera general, los resultados obtenidos tanto en los escenarios determinísticos como en los estocásticos son de buena calidad, debido a la característica de radialidad con que cuenta el modelo.

El último caso de prueba, que fue la instancia más grande de las tres propuestas, presentó claramente la función objetivo más elevada y a su vez el gap más grande debido a que comprendía el mayor número de clientes y de depósitos. Por consiguiente, fue también el escenario con la mayor cantidad de rutas (4, en los otros casos fue de 3). Se observa que, de manera general, el modelo no sigue una prioridad de carga ni de cercanía para atender a los clientes de cada ruta.

6.2 Trabajos futuros

Esta investigación abordó el escenario $(n - 1)$ para los casos propuestos en el Área Metropolitana Centro Occidente (AMCO). Se sugiere una aproximación utilizando también el escenario $(n - 2)$, de manera que se pueda apreciar el comportamiento del modelo y de la función objetivo cuando se tiene más variabilidad en la demanda de los clientes.

La propuesta realizada sobre la distancia Manhattan puede ser estudiada e implementada con mayor profundidad, pues se considera que aporta un elemento cercano a la realidad que puede proporcionar resultados más verídicos en comparación con la distancia Euclidiana.

Por último, se sugiere la realización de la investigación con otra distribución de probabilidad para la generación de escenarios, de manera que se tenga en cuenta el tipo de carga manejada y si tiene un comportamiento continuo o discreto.

Referencias bibliográficas

Antún, J. P. (2013). *Distribución Urbana de Mercancías: Estrategias con Centros Logísticos*.

Area Metropolitana CentroOccidente. *Gaceta Metropolitana N°55.* , Pub. L. No. N°560 del 24 de julio de 2019, 18 (2019).

Birge, J. R., & Louveaux, F. (2006). *Introduction to Stochastic Programming* (2nd ed.).

<https://doi.org/10.1007/0-387-33477-7>

Bregón, A., & Alfonso, A. (2005). Un sistema de razonamiento basado en casos para la clasificación de fallos en sistemas dinámicos. *Universidad de Valladolid*, 203–211. Retrieved from <http://www.lsi.us.es/redmidas/CEDI/papers/824.pdf>

Buldeo Rai, H., Verlinde, S., & Macharis, C. (2019). City logistics in an omnichannel environment. The case of Brussels. *Case Studies on Transport Policy*, 7(2), 310–317.

<https://doi.org/10.1016/j.cstp.2019.02.002>

Escobar, J. W., Linfati, R., & Adarme, W. (2015). Problema de Localización y Ruteo con Restricciones de Capacidad : Revisión de la Literatura. *Revista Facultad de Ingeniería*, 24(39), 85–98.

Fancello, G., Paddeu, D., & Fadda, P. (2017). Investigating last food mile deliveries: A case study approach to identify needs of food delivery demand. *Research in Transportation Economics*, 65, 56–66. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2017.09.004>

Flavia Monaco, M., & Sammarra, M. (2020). Managing loading and discharging operations at cross-docking terminals. *Procedia Manufacturing*, 42, 475–482.

<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2020.02.045>

Florian, A., & Kenneth, S. (2018). What makes a VRP solution good? The generation of problem-specific knowledge for heuristics. *Computers and Operations Research*, 106, 280–288.

<https://doi.org/10.1016/j.cor.2019.05.025>

Fonseca, G. B., Nogueira, T. H., & Gómez, M. (2019). A hybrid Lagrangian metaheuristic for the cross-docking flow shop scheduling problem. *European Journal of Operational Research*, 275(1), 139–154. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.11.033>

Galkin, A., Schlosser, T., Galkina, O., Hodáková, D., & Cápayová, S. (2019). Investigating using Urban Public Transport For Freight Deliveries. *Transportation Research Procedia*, 39(2018), 64–73. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.06.008>

Goel, R., Maini, R., & Bansal, S. (2019). Vehicle routing problem with time windows having stochastic customers demands and stochastic service times: Modelling and solution. *Journal of Computational Science*, 34, 1–10. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2019.04.003>

Gómez i Urgellés, J.-V. (2019). Euclides no vivió en Manhattan: Geometría urbana. *Modelling in Science Education and Learning*, 12(1), 59–70.

Helal, N., Pichon, F., Porumbel, D., Mercier, D., & Lefèvre, É. (2018). The capacitated vehicle routing problem with evidential demands. *International Journal of Approximate Reasoning*, 95, 124–151. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2018.02.003>

Hernández Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, M. del P. (2014). *Metodología de la investigación* (Sexta). México D.F.

Kaspi, M., Zofi, M., & Teller, R. (2019). Maximizing the profit per unit time for the travelling salesman problem. *Computers and Industrial Engineering*, 135(June), 702–710. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.06.050>

Kiba-janiak, M., & Cheba, K. (2018). Information system for city logistics . The case of Poland. *Transportation Research Procedia*, 39(September), 13–14. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.06.018>

Markov, I., Bierlaire, M., Cordeau, J. F., Maknoon, Y., & Varone, S. (2018). A unified framework

- for rich routing problems with stochastic demands. *Transportation Research Part B: Methodological*, 114, 213–240. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2018.05.015>
- Masłowski, D., Kulińska, E., & Kulińska, K. (2018). Application of routing methods in city logistics for sustainable road traffic. *Transportation Research Procedia*, 39(September), 13–14. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2019.06.033>
- Oudouar, F., Lazaar, M., & Miloud, Z. El. (2020). A novel approach based on heuristics and a neural network to solve a capacitated location routing problem. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 100(December 2019), 102064. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2019.102064>
- Pronello, C., Camusso, C., & Valentina, R. (2017). Last mile freight distribution and transport operators' needs: Which targets and challenges? *Transportation Research Procedia*, 25, 888–899. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.05.464>
- Shapiro, A., Dentcheva, D., & Ruszczyński, A. (2009). Lectures on Stochastic Programming. In *Lectures on Stochastic Programming*. <https://doi.org/10.1137/1.9780898718751>
- Shapiro, A., & Philpott, A. (2007). *A Tutorial on Stochastic Programming* (pp. 1–35). pp. 1–35.
- Theophilus, O., Dulebenets, M. A., Pasha, J., Abioye, O. F., & Kavooosi, M. (2019). Truck scheduling at cross-docking terminals: A follow-up state-of-the-art review. *Sustainability (Switzerland)*, 11(19). <https://doi.org/10.3390/su11195245>
- Toro-ocampo, E. M. (2016). *Solución del problema de localización y ruteo usando un modelo matemático flexible y considerando efectos ambientales*. 174.
- Toro-Ocampo, E. M., Franco-Baquero, J. F., & Gallego-Rendón, R. A. (2016). Modelo matemático para resolver el problema de localización y ruteo con restricciones de capacidad considerando flota propia y subcontratada. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, 17(3), 357–369. <https://doi.org/10.1016/j.riit.2016.07.006>

Toth, P., & Vigo, D. (2014). Guest editorial to the Special Issue “routing and Logistics”

(VeRoLog 2012). *European Journal of Operational Research*, 236(3), 787–788.

<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.02.026>

Uchoa, E., Pecin, D., Pessoa, A., Poggi, M., Vidal, T., & Subramanian, A. (2017). New

benchmark instances for the Capacitated Vehicle Routing Problem. *European Journal of*

Operational Research, 257(3), 845–858. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.08.012>

Vargas Aguilar, J. C. (2005). Uso de la Estimación de la Distribución de Probabilidad para

Muestras Pequeñas y de la Simulación en la Inferencia de Carteras de Seguros. *Comision de Seguros y Finanzas*.

Yu, X., Zhou, Y., & Liu, X. (2019). A novel hybrid genetic algorithm for the location routing

problem with tight capacity constraints. *Applied Soft Computing Journal*, 11.

<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105760>