

RECOLECCIÓN DE RESIDUOS PATÓGENOS. UN ENFOQUE EVOLUTIVO HÍBRIDO

A. Mendez, M. Pontin, M. Ziletti, M. Carnero, J. Hernández

Facultad de Ingeniería - Universidad Nacional de Río Cuarto
Campus Universitario - Río Cuarto
e-mail: amendez@[ing.unrc.edu.ar](mailto:amendez@ing.unrc.edu.ar)

Palabras claves: Optimización, PVRP, recolección de residuos patógenos, algoritmos evolutivos híbridos.

Resumen. *El siguiente trabajo tiene por objetivo optimizar la prestación del servicio de recolección diferenciada y transporte de los residuos patógenos, generados en la ciudad de Río Cuarto. Este estudio considera la aplicación de técnicas evolutivas en la determinación de las rutas óptimas de recolección desde el punto de vista del costo de transporte. El problema es modelado como un PVRP (Periodic Vehicle Routing Problem), que como ha sido demostrado, es NP-Hard, con lo cual el tiempo de resolución basado en métodos de enumeración, crece exponencialmente con el tamaño del problema. Se aplican entonces, técnicas heurísticas (AG), con un enfoque evolutivo híbrido. El algoritmo genético desarrollado explora una representación más simple de los cromosomas que codifican las soluciones. Se incluyen ejemplos numéricos que ilustran la efectividad del método.*

1 INTRODUCCIÓN

Se entiende por residuos patógenos, aquellos capaces de inducir infecciones, representando un riesgo potencial para la salud de la población. Así, este tipo de residuos generados en instituciones como hospitales y clínicas, laboratorios, veterinarias, casas de sepelios, etc. necesitan un tratamiento diferenciado. En la República Argentina la ley N° 24051 regula la recolección, transporte y procesamiento o disposición final de los residuos patógenos.

En la ciudad de Río Cuarto, si bien algunos centros hospitalarios cuentan con incineradores para reducir sus residuos patógenos, actualmente resultan de capacidad insuficiente; además existe un gran número de ellos que no disponen de medios adecuados para su tratamiento y es por esto que el Municipio debe afrontar la tarea.

En la ciudad el servicio de recolección de residuos infecciosos consiste en la recolección propiamente dicha y el traslado hasta un centro para su incineración. La recolección se realiza diariamente, atendiendo a un número de centros que varía con el transcurso de los días de la semana de acuerdo a las diferentes frecuencias de visitas que requieren cada uno de ellos.

La literatura se refiere a esta clase de problema como un Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP)¹. El PVRP puede pensarse como una generalización de un Vehicle Routing Problem (VRP) convencional que intenta determinar un conjunto óptimo de rutas diarias para un período de tiempo dado. Así, resolver un PVRP lleva implícito la resolución de dos problemas básicos: un problema de planeamiento cuyo objetivo es la determinación de un conjunto de días de visita para cada centro dentro del período de tiempo que se considera y un problema de ruteo de vehículos para cada día a los fines de determinar las mejores rutas diarias.

El presente trabajo modela el problema de recolección de residuos infecciosos como un PVRP en el cual la planificación previa de visitas a los centros se determinó con anterioridad y se propone un algoritmo de resolución para la determinación del conjunto de rutas óptimas en cada día. La formulación del problema tiene dos etapas las cuales se resuelven secuencialmente:

1) En la primera etapa, los centros son clasificados en pequeños, medianos y grandes generadores de acuerdo a la cantidad diaria producida de residuos. Acorde a esto, se determinan el número de visitas semanales y la combinación de días de visita para cada centro o cliente. Para la combinación de días se tiene en cuenta la proximidad geográfica de los centros y el balance del número de clientes que se visitan diariamente, todo esto atendiendo a las restricciones en la capacidad de carga de los vehículos utilizados y a la limitación impuesta por el horario de jornada laborable.

2) En la segunda etapa, se resuelve un VRP para cada día de la semana. El VRP consiste de una función objetivo y de un conjunto de restricciones que deben ser satisfechas por la solución.

VRP es el nombre genérico dado a una amplia serie de problemas de optimización en los cuales se debe determinar el mejor conjunto de rutas que debe seguir una flota de vehículos para servir un número de clientes geográficamente dispersos. El objetivo del VRP es

entonces, encontrar el conjunto de rutas, que se originan y terminan en un depósito, de modo tal de servir a todos los clientes con el mínimo costo.

La figura 1 describe un típico VRP. Como puede verse la solución del mismo incluye dos rutas: Depósito \rightarrow 1 \rightarrow 2 \rightarrow 4 \rightarrow 3 \rightarrow Depósito; Depósito \rightarrow 6 \rightarrow 5 \rightarrow 7 \rightarrow 8 \rightarrow Depósito.

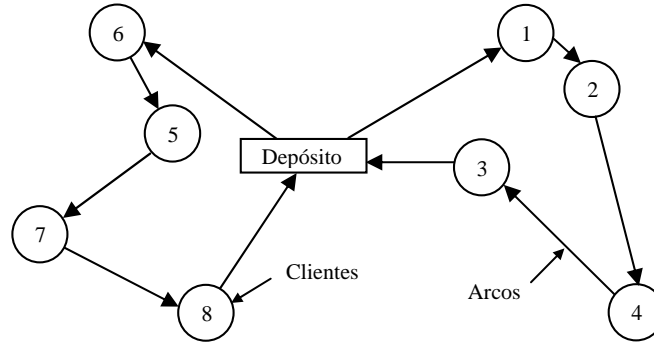


Figura 1: Un ejemplo de un VRP.

El VRP es un problema de optimización combinatoria complejo. Como ha sido demostrado en la literatura, es NP-Hard², y por lo tanto el tiempo de resolución basado en métodos exactos de enumeración, crece exponencialmente con el tamaño del problema.

Para esta clase de problemas se utilizan a menudo métodos heurísticos de resolución. La mayoría de los métodos desarrollados emplean heurísticas tales como búsqueda Tabú³, simulated annealing⁴ o colonia de hormigas⁵.

Este trabajo considera la aplicación de técnicas de computación evolutiva (EC) para resolver los VRP para cada día de la semana. Se presenta un algoritmo genético (GA) mejorado, desde el punto de vista de la representación de los individuos que conforman la población y un mecanismo de mutación que permite explotar las posibilidades de hallar buenas soluciones dentro de regiones factibles.

2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

La versión más general del VRP es el CVRP (Capacitated Vehicle Routing Problem), el cual puede ser modelado por un grafo $G(V,A)$ donde $V=\{0,1, \dots ,n\}$ es el conjunto de nodos o clientes y A es el conjunto de arcos o rutas entre ellos. El nodo 0 representa el depósito con m vehículos de capacidad W que sirven a n clientes representados por los nodos restantes.

Cada cliente tiene asociada una demanda no negativa d_i y cada enlace $(i,j) \in A$ tiene asociado un costo c_{ij} . El problema de ruteo de vehículos consiste en determinar un conjunto de m viajes de costo total mínimo de tal manera que cada viaje comienza y termina en el depósito, cada cliente es visitado exactamente una vez y la demanda total atendida por cada vehículo no excede W .

En este trabajo cada nodo representa una institución generadora de residuos localizada dentro de la ciudad de Río Cuarto y cada enlace representa la distancia mínima entre dos generadoras teniendo en cuenta las rutas posibles de tráfico dentro de la urbe. C es la matriz que representa los costos de cada uno de los enlaces.

3 ENFOQUE EVOLUTIVO

Para resolver el problema de optimización planteado se ha desarrollado un algoritmo evolutivo (EA). Los componentes fundamentales de un algoritmo evolutivo son: la representación de los individuos, el método de selección de padres, los operadores genéticos y los parámetros que gobiernan la evolución. Estos componentes son analizados a continuación:

3.1 Representación de los individuos

En general, la representación más utilizada es la de arreglo de enteros. Pereyra⁶ utiliza el GVR (Genetic Vehicle Representation); una representación en vectores de enteros donde cada entero es un cliente y utiliza separadores para determinar el inicio y fin de una ruta. En⁷ se utiliza un vector de enteros sin separadores ni marcas. Las rutas se determinan incorporando clientes hasta que la capacidad del camión es sobrepasada y en ese caso se pasa a la ruta siguiente. Prins⁸ propone una representación de enteros sin marcas ni separadores y considera que la permutación tiene el fitness de la mejor distribución de rutas para esta permutación. Esta es la representación que se adopta en este trabajo y tiene la ventaja de poder utilizar los operadores genéticos desarrollados para el problema del viajante (TSP)⁹.

Para esquematizar la representación de un cromosoma se considera un ejemplo con nueve clientes, un depósito y k vehículos con capacidad de carga $W=110$ Kg. El espacio de búsqueda es $9! = 362880$. Una permutación posible es $S = \{9, 2, 7, 1, 4, 3, 5, 8, 6\}$. La figura 2 muestra el esquema de conexiones entre todos los S_i para $i=1, \dots, 9$ con las distancias involucradas y las cargas, representadas por el vector $D = [10 \ 30 \ 60 \ 30 \ 40 \ 20 \ 70 \ 35 \ 20]$, en cada cliente, indicadas entre corchetes.

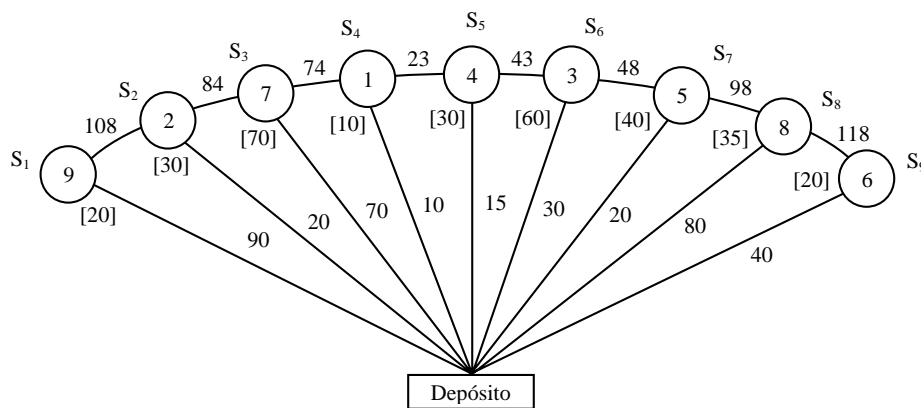


Figura 2: Esquema de conexiones para una permutación dada. S_i : cliente, $[d]$: Carga realizada en cada institución, restantes valores: distancia entre nodos

3.2 Generación de la población inicial

La población inicial es generada en forma aleatoria, entre las permutaciones posibles de acuerdo con la cantidad de clientes. Se utilizan poblaciones pequeñas con todos sus individuos distintos. En este trabajo, el tamaño de las poblaciones es de 51 individuos.

3.3 Selección

Un algoritmo genético (AG) tradicional utiliza esquemas de selección y apareamiento panmíticos, esto es cada individuo compete globalmente con todos los otros presentes en la población. Durante el proceso de selección, un individuo seleccionado puede potencialmente aparearse con cualquier otro individuo en la población. Aunque estos esquemas, tales como selección estocástica con reemplazo, son ampliamente utilizados, ellos no están equipados para realizar búsquedas de genotipos “exitosos” en paisajes adaptivos de gran tamaño y multimodales, ya que la población es incapaz de mantener radicalmente diferentes genotipos con buen fitness debido a la convergencia.

Para atacar este problema se han propuesto varios modelos de subpoblaciones, usualmente categorizados como modelos de islas o modelos de vecindades ^{10,11}. El modelo de islas mantiene más de una población de menor cantidad de individuos que en el modelo anterior, los individuos interactúan dentro de cada isla y la interacción entre islas se realiza a través del mecanismo de migración. El modelo de vecindades locales puede pensarse como micro poblaciones cuyo tamaño está dado por la cantidad de vecinos de cada individuo y la interacción entre las vecindades se permite por la pertenencia de cada individuo a varias vecindades ¹².

En este trabajo se adoptó el modelo de vecindad lineal en el cual cada individuo k es ubicado en un arreglo unidimensional. Denotando con w al tamaño de la vecindad, los vecinos del individuo k , estarán ubicados en las posiciones $[k-w/2, \dots, k+w/2]$ dentro del arreglo.

3.4 Operadores genéticos

El operador de cruzamiento utilizado en este trabajo es el PMX (Partially Mapped Crossover), utilizado como operador genético en el TSP [9], el cual genera hijos válidos a partir de los cromosomas padres. El algoritmo trabaja eligiendo una subsecuencia del recorrido a través de dos puntos de corte, intercambia la información entre los padres e intenta mantener el orden y la posición de tantos clientes como sea posible asegurando que el recorrido obtenido sea válido. Por ejemplo, si los dos padres seleccionados son

$$p_1 = (1\ 2\ 3\ | \ 4\ 5\ 6\ 7\ | \ 8\ 9)$$

$$p_2 = (4\ 5\ 2\ | \ 1\ 8\ 7\ 6\ | \ 9\ 3)$$

donde también se han indicado los dos puntos de cruce (representados por '|'), la descendencia de estos padres se logra de la siguiente manera: primero se intercambian los genes entre los dos puntos de cruce. Comienzan a formarse dos hijos h_1 y h_2 de los que por el momento sólo se conocen los genes entre los puntos de cruce

$$h_1 = (x\ x\ x\ | \ 1\ 8\ 7\ 6\ | \ x\ x)$$

$$h_2 = (x\ x\ x\ | \ 4\ 5\ 6\ 7\ | \ x\ x)$$

Este intercambio define una tabla de correspondencias: $1 \leftrightarrow 4$, $8 \leftrightarrow 5$, $7 \leftrightarrow 6$ y $6 \leftrightarrow 7$. Esta tabla se utilizará para resolver conflictos.

Antes de utilizar la tabla se pueden llenar los clientes que no llevan a conflicto; esto es que no haya clientes repetidos en cada hijo. No hay problema para 2, 3 y 9 de p_1 ni para 2, 9 y 3 de p_2 . Hasta ahora los hijos tomarían la siguiente forma:

$$h_1=(x\ 2\ 3\ | \ 1\ 8\ 7\ 6\ | \ x\ 9)$$

$$h_2=(x\ x\ 2\ | \ 4\ 5\ 6\ 7\ | \ 9\ 3)$$

Se puede observar que el primer elemento de p_1 no puede transferirse a h_1 por cuanto el cliente 1 aparecería repetido; aquí es donde la tabla de correspondencias entra a tallar. El cliente 1 se corresponde con el 4, por lo tanto el primer elemento de h_1 será 4. Con un análisis similar el octavo elemento de h_1 no puede ser 8; la tabla de correspondencia indica que h_1 tendrá el cliente 5 en el octavo lugar. Trabajando en forma similar con h_2 , la descendencia de p_1 y p_2 es

$$h_1=(4\ 2\ 3\ | \ 1\ 8\ 7\ 6\ | \ 5\ 9)$$

$$h_2=(1\ 8\ 2\ | \ 4\ 5\ 6\ 7\ | \ 9\ 3)$$

3.5 Mutación

Se implementan dos mecanismos de mutación:

1) El primero se basa en la permutación de genes dentro de un cromosoma. Con una probabilidad establecida, se seleccionan aleatoriamente dos genes del cromosoma y se permutan sus valores. Así, si el cromosoma original es $p=(1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9)$, la aplicación del operador de mutación puede dar lugar a $p^*=(1\ 2\ 8\ 4\ 5\ 6\ 7\ 3\ 9)$.

Cuando se hibridiza un EA incorporando conocimiento específico del problema se obtiene un mejor desempeño del mismo.

2) El segundo mecanismo de mutación es una modificación del primero bajo la suposición de que la cercanía geográfica de los clientes debería verse reflejada en la secuencia propuesta S . De esta manera el mecanismo implementado toma un cliente y busca el más cercano y se lo ubica en la posición contigua, desplazando el resto hasta la posición de este último.

3.6 Función de ajuste

La función de ajuste está relacionada con la representación adoptada. A partir de una permutación S se genera un grafo $H=(X,A,Z)$ [8], donde X contiene $n+1$ nodos indexados de 0 a n . A contiene un arco (i,j) si el camino entre S_{i+1} a S_j es factible en términos de la restricción de la carga. Z_{ij} es el costo de dicho viaje. La solución óptima corresponde al camino de mínimo costo entre 0 y n en H , lo cual puede ser calculado por el algoritmo de Dijkstra o de Bellman. La figura 3 muestra el grafo H asociado al cromosoma S , donde el camino mínimo está marcado con trazo grueso.

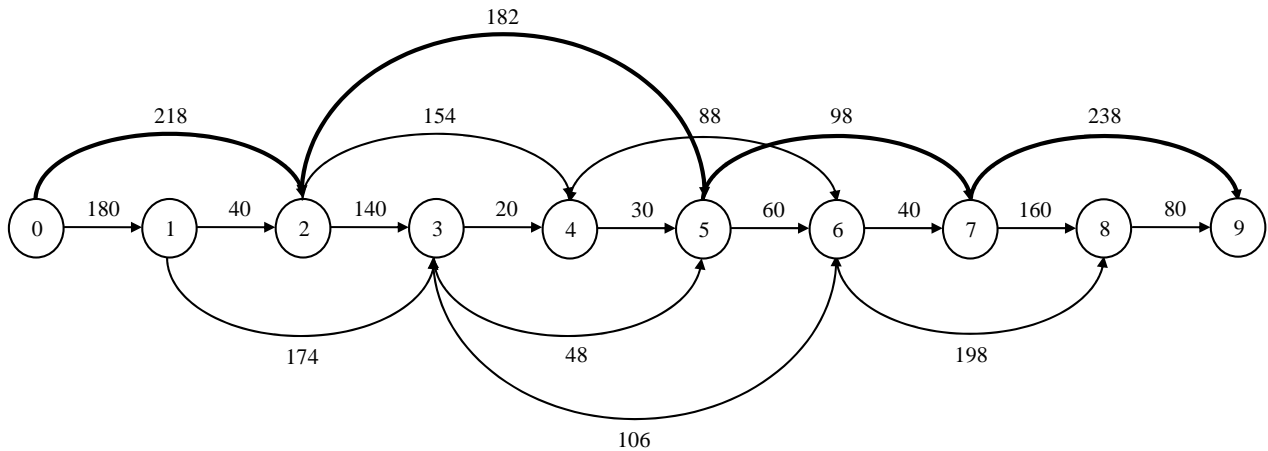


Figura 3: Grafo H asociado al cromosoma $S=\{9,2,7,1,4,3,5,8,6\}$.

La primera ruta para la secuencia mostrada en la figura 3 se obtiene a partir del primer arco del camino mínimo de H cuyo costo es de 218 y corresponde al conjunto de clientes $\{9,2\}$. De esta manera se procede para obtener las rutas que se muestran en la tabla 1.

Ruta	Clientes	Costo
R_1	$\{9,2\}$	218
R_2	$\{7,1,4\}$	182
R_3	$\{3,5\}$	98
R_4	$\{8,6\}$	238
Total		736

Tabla 1: Costo por ruta asociado al cromosoma $S=\{9,2,7,1,4,3,5,8,6\}$.

4 EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

En este trabajo se consideró la recolección de los residuos infecciosos generados por la gran mayoría de los centros de la ciudad de Río Cuarto. Este conjunto está formado por los grandes generadores junto con algunos de menor capacidad.

Las instituciones seleccionadas, sus distancias relativas y demandas diarias están representadas en la tabla 2.

Nodos	Centros	Depósito	Santa Cecilia	Hospital Central	Maternidad Kowald	Sanatorio Privado	Instituto Médico	Instituto Neonatología	Maternidad Suiza	Centro Municipal Salud	Clinica Regional del Sur	Inst. Urología y Cardiología	Policlínico San Lucas	Clinica San Roque	Hogar de Ancianos San José	CPN*14	C. De Jubilados Imperio Sur	Galenus	C y R. flore	Inst. Oncohemalógico	CP Medicina Nuclear	Diagnóstico Cardiovascular	Centro M. Sobremonte	Dr. Ferreiro	Dr. Ramirez	Thuer - Praxis	Dr. D. Erario	R. J. Magnasco	Dr. F. Derdoy	Dra. Mola	Centro Médico Moreno	Puebla S.R.L.	SUTER	Dr. Biencio	Banco de sangre	Dent-Río	Demanda diaria [Kc]	
0	Depósito	0	91	60	46	42	41	42	44	41	41	39	38	38	9	62	62	42	42	41	43	43	42	41	42	42	41	41	46	42	42	41	40	40	41	41		
1	Santa Cecilia	89	0	35	52	62	56	49	48	51	50	58	57	61	80	31	39	55	55	60	50	50	52	56	57	53	52	52	53	55	55	59	57	56	56	58	58	170
2	Hospital Central	56	35	0	17	20	26	20	19	23	21	29	28	31	47	6	4	22	22	26	21	21	23	27	23	23	23	23	24	26	30	28	27	27	29	29	2633	
3	Maternidad Kowald	46	55	23	0	7	14	10	9	13	11	17	18	21	37	29	22	8	8	12	11	11	14	13	10	10	13	13	10	16	20	18	17	17	17	17	487	
4	Sanatorio Privado	42	57	24	9	0	7	15	14	14	12	13	14	16	33	30	28	10	10	9	13	13	12	11	8	12	11	11	12	14	18	16	15	15	13	13	391	
5	Instituto Médico	41	55	22	13	10	0	9	8	10	6	10	9	11	32	25	21	3	3	8	6	6	5	4	1	5	4	4	5	7	11	11	10	10	10	1540		
6	Instituto Neonatología	36	52	23	11	13	7	0	5	3	1	9	8	11	27	25	21	6	6	11	1	1	3	7	8	4	3	3	4	6	10	8	7	7	9	9	458	
7	Maternidad Suiza	37	52	23	12	14	8	1	0	4	2	10	9	12	28	25	21	7	7	12	2	2	4	8	9	5	4	4	5	7	11	9	8	8	10	10	100	
8	Centro Municipal de Salud	37	53	24	16	14	9	9	5	0	6	6	5	8	28	26	25	7	7	12	6	6	5	8	9	5	4	4	7	3	7	5	8	8	6	6	124	
9	Clinica Regional del Sur	38	51	22	13	15	11	3	6	2	0	8	7	10	29	24	23	9	9	10	4	4	7	11	11	7	6	6	9	5	9	7	10	10	8	8	1027	
10	Inst. Urología y Cardiología	38	55	26	17	16	9	7	11	6	8	0	1	7	29	28	27	13	13	14	8	8	7	10	10	7	6	6	11	5	7	7	10	10	0,5	0,5	929	
11	Policlínico San Lucas	43	58	31	20	19	9	12	16	11	13	5	0	4	34	33	32	18	18	19	13	13	12	15	15	12	11	11	16	10	6	8	11	11	13	13	1146	
12	Clinica San Roque	41	61	32	23	21	12	13	17	12	14	6	5	0	32	34	33	19	19	16	14	14	13	16	16	13	12	12	17	11	7	9	12	12	14	14	368	
13	Hogar de Ancianos San José	9	82	51	37	33	32	33	35	32	32	30	29	29	0	53	53	35	35	32	34	34	33	32	33	33	32	32	37	13	33	32	31	31	32	32	131	
14	CPN* 14	58	31	6	23	26	31	22	21	25	23	31	30	33	49	0	10	28	28	34	23	23	25	29	30	26	25	25	26	28	32	30	29	29	23	23	5	
15	C. De jubilados Imperio Sur	54	39	4	12	20	24	18	17	21	19	27	26	29	45	10	0	20	20	24	19	19	21	25	21	21	21	21	22	24	28	26	25	25	27	27	19	
16	Galenus	39	51	20	10	12	7	6	5	9	8	16	21	15	30	22	18	0	0,5	9	10	8	9	6	6	8	8	8	6	12	16	14	18	13	16	16	2	
17	C y R. flore	39	51	20	10	12	7	6	5	9	8	16	21	15	30	22	18	0,5	0	9	10	8	9	6	6	8	8	8	6	12	16	14	18	13	16	16	3	
18	Inst. Oncohemalógico	46	56	24	12	9	1	8	9	7	7	9	11	14	37	26	23	9	9	0	8	7	6	5	3	4	6	6	6	11	10	10	7	9	9	9	64	
19	CP Medicina Nuclear	46	48	20	11	15	11	4	3	10	5	13	11	15	37	22	20	7	7	14	0	6	7	9	12	8	7	7	7	11	13	11	10	11	13	13	3	
20	Diagnóstico Cardiovascular	47	50	21	12	13	7	4	4	6	4	11	11	14	38	24	20	3	3	14	2	0	9	8	8	6	5	5	4	7	11	9	8	9	11	11	28	
21	Centro M. Sobremonte	45	52	23	12	15	9	6	5	4	3	11	9	16	36	25	22	8	8	12	3	2	0	6	10	6	7	7	5	9	13	11	10	11	11	11	358	
22	Dr. Ferreiro	46	53	24	13	16	10	7	6	5	4	12	10	13	37	26	23	5	5	9	4	3	1	0	11	7	8	8	6	10	14	12	11	12	12	12	23	
23	Dr. Ramirez	43	54	25	16	11	4	8	8	7	6	10	8	11	34	27	22	7	7	7	6	5	4	3	0	6	7	7	5	6	10	8	7	8	10	10	2	
24	Thuer - Praxis	47	55	23	12	12	6	9	8	7	5	14	12	16	38	25	21	3	3	7	6	5	8	7	5	0	6	6	4	7	14	12	11	11	14	14	16	
25	Dr. D. Erario	48	56	24	13	13	7	10	9	8	6	11	9	13	39	32	22	4	4	8	7	6	9	4	6	1	0	0,5	5	8	12	10	8	12	11	11	13	
26	R. J. Magnasco	48	56	24	13	13	7	10	9	8	6	11	9	13	39	32	22	4	4	8	7	6	9	4	6	1	0,5	0	5	8	12	10	8	12	11	11	5	
27	Dr. F. Derdoy	45	52	23	13	16	9	6	5	4	2	9	9	13	36	30	21	6	6	12	3	2	5	6	10	6	3	3	0	7	11	10	8	12	9	9	7	
28	Dra. Mola	46	52	25	15	18	11	4	7	5	4	7	7	11	37	27	24	10	10	11	5	4	7	7	12	8	7	7	7	0	11	10	10	14	7	7	4	
29	Centro Médico Moreno	41	55	28	19	18	7	8	11	8	11	5	3	7	32	33	27	10	10	10	9	8	8	7	8	8	7	7	11	5	0	5	6	8	5	5	10	
30	Puebla S.R.L.	43	57	26	21	20	9	10	13	8	11	3	1	4	34	31	32	12	12	11	10	10	10	9	10	10	9	9	13	7	3	0	8	4	3	3	45	
31	SUTER	41	58	27	22	21	10	11	14	9	12	4	2	6	32	32	33	13	13	9	12	11	11	10	11	11	10	10	10	14	8	3	1	0	5	4	4	2
32	Dr. Biencio	40	60	29	21	20	9	10	13	12	14	7	5	7	31	31	32	12	12	8	11	10	9	8	10	10	9	9	13	7	7	5	4	0	7	7	5	
33	Banco de sangre	38	55	26	17	16	9	7	11	6	8	0,5	1	7	29	28	27	13	13	14	8	8	7	10	10	7	6	6	11	5	7	7	10	6	0	0,5	20	
34	Dent-Río	38	55	26	17	16	9	7	11	6	8	0,5	1	7	29	28	27	13	13	14	8	8	7	10	10	7	6	6	11	5	7	7	10	6	0,5	0	52	

Tabla 2: Instituciones, distancias y demandas diarias.

Previo a la determinación del conjunto de rutas óptimas, se realizó la planificación semanal de la recolección en la ciudad de acuerdo a los criterios que se mencionaran anteriormente. Primeramente, los centros fueron clasificados, en pequeños, medianos y grandes generadores. Acorde a esto, se obtuvo el número de visitas semanales requeridas por cada institución. Luego se determinó la combinación de días de visita para cada centro. Esto se hizo teniendo en consideración: proximidad geográfica entre los centros a seleccionar para un día, homogeneidad en el número de clientes que se visitan diariamente, el régimen de atención actual, el horario de jornada laborable y la restricción de la disponibilidad de un solo vehículo de capacidad $W=3000$ kg. Dicha planificación se muestra en la tabla 3.

Día	Nodos																		
Lunes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	19	20	22	23	24	
Martes	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	18	21	25	26	27	28		
Miércoles	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	29	30					
Jueves	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	18	21	31				
Viernes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	33	34					
Sábado	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	14	15	16	17	18			
Domingo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	21						

Tabla 3: Planificación.

El programa para la obtención de las rutas diarias se corrió en MatLab 6.5 realizándose veinte corridas para cada día. Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 4. En esta se consignan el costo total para las mejores rutas obtenidas para cada día, el costo medio obtenido de las diferentes corridas; así como su desviación estándar y por último un promedio del tiempo necesario para obtener las diferentes soluciones, sobre una computadora Pentium III 1GHz y programas implementados en MatLab.

Día	Mejor ruta obtenida	Carga por ruta	Costo obtenido	Costo medio	Desvío del costo	Tiempo medio [s]
Lunes	Ruta # 1: 4 3 6	1336	458	463.15	2.85	145.20
	Ruta # 2: 5 23 22 9 8	2716				
	Ruta # 3: 24 20 19 1 2 7	2950				
	Ruta # 4: 13 10 11 12	2574				
Martes	Ruta # 1: 28 21 2	2995	402.50	406.15	1.95	140.01
	Ruta # 2: 18 5 25 26 27 9 8	2780				
	Ruta # 3: 4 3 7 6	1436				
	Ruta # 4: 10 11 12	2443				
Miércoles	Ruta # 1: 12 29 30 11 10	2498	457	458.75	1.55	1375.60
	Ruta # 2: 5 9 8	2691				
	Ruta # 3: 4 3 6	1336				
	Ruta # 4: 2 1 7	2903				
Jueves	Ruta # 1: 31 10 11 12	2445	394	395.80	1.51	398.42
	Ruta # 2: 2 7	2733				
	Ruta # 3: 18 5 21 8	2086				
	Ruta # 4: 4 3 6 9 13	2494				

Tabla 4: Resultados obtenidos.

Día	Mejor ruta obtenida	Carga por ruta	Costo obtenido	Costo medio	Desvío del costo	Tiempo medio [s]
Viernes	Ruta # 1: 3 4 5	2418	449	449.95	1.39	522.31
	Ruta # 2: 10 34 33 11 12	2515				
	Ruta # 3: 6 9 8	1609				
	Ruta # 4: 2 1 7	2903				
Sábado	Ruta # 1: 18 5 16 17	1609	396.50	398.57	1.57	134.30
	Ruta # 2: 4 3 7 6 9 8	2587				
	Ruta # 3: 14 2 15	2657				
	Ruta # 4: 10 11 12	2443				
Domingo	Ruta # 1: 9 6	1485	451	452	1.15	209.83
	Ruta # 2: 3 4 5 21 8	2900				
	Ruta # 3: 10 11 12	2443				
	Ruta # 4: 2 1 7	2903				

Continuación Tabla 4: Resultados obtenidos.

5 CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El algoritmo implementado resuelve el problema de ruteo de vehículos utilizando un sistema de representación de cromosomas que no necesita delimitadores de rutas y que permite la adaptación de operadores genéticos diseñados para el problema del viajante. Se utilizan dos mecanismos de mutación, uno clásico para este tipo de problemas y otro con incorporación de conocimiento específico del problema.

Este trabajo considera la resolución del PVRP en dos etapas secuenciales. La etapa de planificación fue realizada con anterioridad a este estudio. Los resultados presentados hacen hincapié en la resolución de los VRP obtenidos para cada día de la semana. En trabajos futuros se puede considerar la planificación completa del sistema de recolección con horizonte de una semana, esto es con la totalidad de los centros generadores de residuos de la ciudad de Río Cuarto, con el objeto de producir la planificación completa del servicio y la implementación de un algoritmo que resuelva las etapas de planificación y ruteo en forma simultánea.

6 REFERENCIAS

- [1] Shih, L Chang, H. A routing and scheduling system for infectious waste collection. Environmental Modeling and Assessment Vol 6. pp.261–269, Kluwer Academic Publishers. 2001.
- [2] Garey, M. ; Johnson, D. “Computers and Intractability. A Guide to the theory of NP-Completeness”, W.H. Freeman and Company, New York (1999).
- [3] Tan, K. C., Lee, L. H., Zhu, Q. L. and Ou K. Heuristic Methods for Vehicle Routing Problem with Time Windows, Artificial Intelligent in Engineering, pp. 281-295. 2000

- [4] Bent, R. and Hentenryck, P. V. (2001). A Two-Stage Hybrid Local Search for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. Technical Report, CS-01-06, Brown University.
- [5] Gambardella, L. M., Taillard, E. and Agazzi, G. (1999) MACS-VRPTW: A Multiple Ant Colony System for Vehicle Routing Problems with Time Windows, In D. Corne, M. Dorigo and F. Glover (eds.), *New Ideas in Optimization*. McGraw-Hill, London, UK, pp. 63-76.
- [6] Pereira, F.; Tavares, J.; Penousal M.; Costa, E., “GVR: A New Genetic Representation for the Vehicle Routing Problem”, *Proceedings of AIGS 2002, 13th Irish Conference on Artificial Intelligence and Compute Science*, Limerick, Ireland, 12-13 September 2002.
- [7] Hajri-Gabouj, S., Darmoul, s. A Hybrid Evolutionary Approach for a Vehicle Routing Problem with Double Time Windows for the Depot and Multiple Use of Vehicles. *Studies in Informatics and Control*, Vol.12, No. 4, pp 253-268. 2003
- [8] Prins, C. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*. Vol.. 31, No12, pp 1985-2002.. 2004
- [9] Michalewicz, Z.: “Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs”. 3rd edn. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg New York (1996).
- [10] Collins, J. "Studies in Artificial Evolution". PhD Thesis, University of California, 1992.
- [11] Alba, E.; Tomassini, M., “Parallelism and Evolutionary Algorithms”, *IEEE Transactions of Evolutionary Computation*. 6, 443-462, 2002.
- [12] Sarma, J. ; De Jong, K., “An Analysis of Local Selection Algorithms in a Spatially Structured Evolutionary Algorithm”, *Proceedings of ICGA-97, the 7th International Conference on Genetic Algorithms*, Lansing, MI, July 1997.