

Inteligencia Artificial Avanzada

Route selection for emergency logistics management

Maximiliano Osorio Bañados

29 de abril de 2017

Resumen

Route selection es uno de los problemas fundamentales en la gestión de logística en caso de emergencia. En la literatura el problema ha sido tratado considerando la velocidad de viaje entre los nodos constante. Pero, la velocidad de viaje es variable con la extensión del desastre, especialmente en huracanes o inundaciones. En este documento dos modelos matemáticos son presentados para la selección de rutas para emergencia: el primero, un modelo de un objetivo que considera el efecto del desastre en tiempo de viaje entre cada arco, o sea, el objetivo del modelo es minimizar el tiempo total de viaje a lo largo del camino y el segundo, un modelo de multi objetivo donde busca minimizar el tiempo y el número de los nodos en el camino. Ambos resueltos con el uso de *Ant colony system - TSP*

1. Introducción

En los recientes años, los frecuentes desastres naturales y no naturales han producido una gran daño a la población, por ejemplo en Chile: Terremoto de 2010 en Concepción (27F), Gran Incendio de Valparaiso 2014 y Inundación del Norte de Chile en 2015, por lo cual es interesante observar los procedimientos de logística asociados a este tipo de desastres. La logística es una de las mayores actividades durante y después de la emergencia, la entrega de alimentos, medicamentos, abrigo deben ser entregados desde la zona de almacenamiento al área afectada de la manera más rápida posible. Es por eso que el diseño de rutas en casos de emergencia es un tema interesante de desarrollar.

En este documento se busca entender las variables que afectan al problema, su historia, consideraciones a tomar y los avances que se han realizado en la literatura. Para luego, en las próximas secciones describir de manera más amplia el problema, sus modelos y sus formas de resoluciones. Finalizando con las secciones relacionadas a la implementación donde se describirá la utilización de *Ant Colony System* para el problema: representación utilizada, descripción del algoritmo diseñado, resultados y conclusiones.

2. Definición del Problema

Definición de variables y parámetros:

- Una red de emergencia es definida por un grafo directamente conectado $G(V, A)$, donde $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ es el conjunto de nodos y $A \subseteq V \times V$ es el conjunto de arcos. Sea $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ los nodos en la red donde v_1 es el nodo inicial y v_n es el nodo final.
- i_{ij} denota el largo de los arcos que se encuentra entre los nodos v_i y v_j , donde $(v_i, v_j) \in A$.

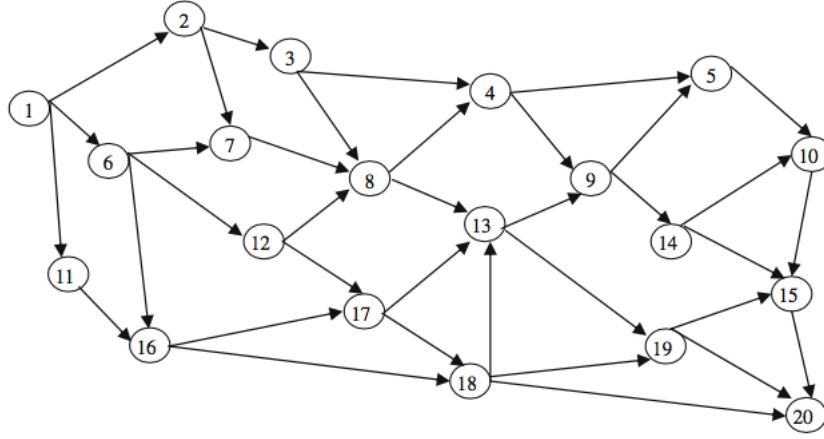


Figura 1: Estructura de una red de emergencia

- s_{ij}^0 es la velocidad entre los arcos (v_i, v_j) en condiciones normales. Sea $s_{ij}(t)$ es la velocidad de viaje en el arco (v_i, v_j) bajos las condiciones del desastre en el tiempo t .

A partir de la observación de desastre como huracanes y inundación. Se afirma que la velocidad de viaje en cada arco de la red decrece con el impacto del desastre. [1] La disminución de la velocidad de viaje es dependiente a la posición del arco, el tipo de desastre, etc. Pero si perdida generalidad, la función de velocidad es dada por:

$$s_{ij}(t) = s_{ij}^0 \cdot \alpha_{ij} e^{-\beta_{ij} \cdot t} \quad (1)$$

Donde α_{ij} y β_{ij} son los parámetros decrecientes que determinan la disminución de la velocidad del viaje $s_{ij}(t)$, α_{ij} y β_{ij} pueden ser estimados a la distancia desde arco (v_i, v_j) al centro del desastre, la vulnerabilidad del arco, el tipo de desastre, etc.

- Sea t_{ij} el tiempo necesario para viajar a través del arco (v_i, v_j) , se calcula como $t_{ij} = t_j - t_i$.
- Sea x_i la ciudad visitada en la posición i
- P denota el camino que realizado, o sea es la secuencia de nodos en la redes que se elige. Sea p_k el numero de la secuencia del nodo v_{p_k} en la red, entonces P puede ser presentado como $(v_{p_1}, v_{p_2}, \dots, v_{p_k}, \dots, v_{p_K})$ donde $1 \leq p_k \leq n$ y k es la secuencia del nodo v_{p_k} en el camino P . P debe iniciar en el nodo inicial $p_1 = 1$ y $p_K = n$. Y no deben existir ciclos.
- Sea $ET(P, v_{p_k})$ denota el tiempo de viaje desde el v_{p_1} hasta v_{p_k} a lo largo de $(v_{p_1}, v_{p_2}, \dots, v_{p_k})$ donde $1 \leq p_k \leq n$. A partir de eso se determina que:

$$ET(P, v_{p_k}) = \sum_{m=1}^{k-1} t_{p_m p_{m+1}} = (t_{p_2} - t_{p_1}) + (t_{p_3} - t_{p_2}) + \dots + (t_{p_k} - t_{p_{k-1}}) = t_{p_k} \quad (2)$$

A partir de lo anterior podemos calcular el tiempo de un camino, dado que:

$$t_{p_1} = t_1 = 0 \quad (3)$$

$$\int_{t_{p_{k-1}}}^{t_{p_k}} s_{p_{k-1}p_k}(t)dt = l_{p_{k-1}p_k} \quad 2 \leq k \leq K \quad (4)$$

$$(5)$$

En (4) conocemos el límite inferior de la integral, el integrando $s_{p_{k-1}p_k}$ y el resultado de $l_{p_{k-1}p_k}$ por lo tanto se puede obtener el límite superior t_{p_k} . Por recursividad se puede obtener los valores de t_{p_k} para los nodos v_{p_k} con $1 \leq p_k \leq n$.

3. Estado del Arte

Path selection es uno de los problemas fundamentales de logística. En los recientes años, los frecuentes desastres naturales ha incentivado la investigación en el área, pese a eso, las investigaciones en diseño de rutas para emergencias son acotadas. Ozdamar et al. (2004) [2] construyeron un modelo para el diseño de rutas para emergencias, el objetivo es minimizar la demanda insatisfecha en la ruta planeada. El plan logístico de emergencia incluye los puntos óptimos de recoger y entregar los materiales en las rutas. Estas rutas son regeneradas mientras nuevos materiales y modos de transportes se vuelven disponibles durante el tiempo planeado, pero no considera que el tiempo de viaje en los nodos puede variar según el efecto de la catástrofe. Es importante considerar este aspecto, según Farahmand (1997) [3] y Tufekci (1995) [1] las condiciones de viaje entre los nodos se ven fuertemente afectadas por la extensión del desastre especialmente en desastre como huracanes e inundaciones que se extienden en tiempo y espacio. otros trabajos como Yuan and Wang (2009) [4] construyeron un modelo para expresar el efecto de la extensión de un desastre para la velocidad de viaje, para la resolución de este problema utilizan dos técnicas: la primera basada en el algoritmo de Dijkstra, la idea es encontrar el camino más corto paso a paso y otro algoritmo que está basado en Ant colony optimization (ACO). Xiaoge et al. (2013) [5] proponen un algoritmo inspirado en biología utilizando el comportamiento de las ameboides para calcular las rutas donde la velocidad los arcos en los nodos son variables. Por otra parte investigaciones relacionadas han mostrado que las mayores congestiones cuando existe un desastre son producidas en las intersecciones de dos arcos en una ruta de emergencia Southworth (1991) [6] y Cova (2003) [7], de hecho de ahí nace un nuevo problema *Lane-based routing* donde la estrategia busca eliminar los cruces en las intersecciones con el fin de disminuir el tiempo en las intersecciones. [7]

En [8], esquemas de evacuación incluyendo planes para la distribución de vehículos y estrategias de ruteo son determinados por un modelo difuso de evaluación basado en parámetros [8]. Dada la incerteza y complejidad del ambiente en la emergencia, estos modelos tienen serias limitaciones en manejar el proceso de evaluación basado en los comportamientos individuales [9].

En [10] describe una emergencia considerando multiples aspectos: minimizar el camino de salida en un edificio con multiples salidas y niveles. Utiliza un ACO modificado para encontrar una ruta posible para resolver el problema. Define distintos tipos de agentes según el sector: agente señal de salida, agente de pasillo, agente de escaleras y agente habitante.

En [11, 12] se presenta un modelo ACO multi objetivo para resolver problemas de evacuaciones con dos objetivos: minimizar el tiempo total de la evacuación y minimizar el número de arcos de camino total. Además *multi-ant colony system* para considerar la evaluación de automóviles y peatones. Los experimentos son realizados con una simulación del estadio *Wuhan Sports Center* que representa 157 nodos dentro del estadio, 319 caminos fuera del estadio y 8 zonas de seguridad.

En [13] se desarrolla un algoritmo ACO para optimizar evacuaciones de personas en caso de tsunami considerando la seguridad, la operabilidad y la topología (pendiente) de los caminos. En la simulación se realiza en la ciudad de Pucón Chile donde se identifican 67 nodos y dos zonas de seguridad.

En [14] se propone un sistema ACO mejorado, que utilizada una nueva feromona que elimina la feromona común de ACO cuando un camino peligroso ha sido encontrado.

En [15] se presenta un modelo *n discrete particle swarm optimization (DPSO)* para la evacuación de peatones y vehículos en caso de emergencia realizando un modelamiento y simulación de los movimientos de evacuación y iteración entre ambos de tipos.

En [9] se propone la utilización de *quantum ant colony algorithm (QACA)* utilizando conceptos y reglas de computación cuantica y el ACO.

4. Modelo Matemático

Considerando lo descrito por Southworth (1991) [6] y Cova (2003) [7]: se diseñan dos modelos con distintos objetivos: el primero busca la minimización del tiempo y el segundo busca multiples objetivos: la minimización del tiempo y de la cantidad de nodos en la ruta.

4.1. Minimización del tiempo

La formulación del *path selection model* se describe de la siguiente manera:

El objetivo del modelo es minimizar el tiempo empleado en el camino. Las ecuaciones (7), (8) y (9) son parte de la formula de recursión del tiempo total para el camino. En la ecuación (10) la función decreciente de la velocidad de viaje en el arco (v_i, v_j) . La restricción (11) asegura un camino factible desde v_1 hasta v_n y la restricción (12) asegura que no existan ciclos.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij} x_{ij} \quad (6)$$

$$\int_{t_i}^{t_j} s_{ij}(t) dt = l_{ij} \quad (7)$$

$$t_{ij} = t_j - t_i \quad (8)$$

$$t_1 = 0 \quad (9)$$

$$s_{ij}(t) = s_{ij}^0 \cdot \alpha_{ij} e^{-\beta_{ij} \cdot t} \quad (10)$$

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ij} - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ji} = \begin{cases} 1 & i = 1 \\ -1 & i = n \\ 0 & eoc \end{cases} \quad (11)$$

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n x_{ij} = \begin{cases} \leq 1 & i \neq n \\ = 0 & i = n \end{cases} \quad (12)$$

$$x_{ij} = 0, 1; i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

4.2. Multi-objetivo *path selection*

Southworth (1991) [6] y Cova (2003) han mostrado que la mayor congestion sucede en las intersecciones de dos arcos en una red de emergencia, cuando se viaja en un camino con menor número de arcos es más fácil y rápido seguir el camino. La complejidad del camino puede obtenida por el número de arcos incluidos en un camino.

$$\min f_1 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n t_{ij} x_{ij} \quad (14)$$

$$\min f_2 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n x_{ij} \quad (15)$$

La restricciones con la misma del modelo anterior.

5. Descripción del algoritmo

El algoritmo utilizado fue una implementación de Ant Colony System con TSP (ACS-TSP). Para la heurística se propuso en general:

$$\eta_{ij} = r_1 * \frac{f_1 - f_1^*}{f_1} + r_2 * \frac{f_2 - f_2^*}{f_2} \quad (16)$$

Donde r_1 y r_2 son los pesos asociados al tiempo y a la cantidad de nodos respectivamente, esto permite poder pasar del modelo multi-objetivo al modelo de minimización de tiempo fácilmente. f_1^m y f_2^n son los valores de la función objetivo (14) y (15) que corresponde al camino encontrado por la hormiga m , f_1^* y f_2^* el mejor valor obtenido. Además r_1 y r_2 debe cumplir que $r_1 + r_2 = 1$

El algoritmo ACS-TSP modificado para el problema se describe:

- Para cada arco (i, j) se inicia $\tau_{ij}(0) = \tau_0$
- Para las m hormigas, se posiciona cada una en el inicio.
- Iterar por cada hormiga hasta que se cumpla el tour de la siguiente manera:
 - Se construye su camino se elige la siguiente ciudad, el movimiento esta definido por:

$$j = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{u \in S_k(i)} \{[\tau(i, u)]^\alpha [\eta(i, u)]^\beta\} & \text{if } q \leq q_0 \\ J & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

Donde $J \in J_i^k$ se elige según la probabilidad:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^{\alpha_a} [\eta_{ij}]^{\beta_a}}{\sum_{h \in J_i^k} [\tau_{ij}(t)]^{\alpha_a} [\eta_{ij}]^{\beta_a}} \quad (18)$$

Y donde i es la ciudad actual.

- Luego se actualiza la feromona

$$t_{ij}(t) = (1 - \rho)t_{ij}(t) + \rho\tau_0 \quad (19)$$

- Salvar la mejor solución T^+ , encontrada hasta el momento.
- Para cada arco $(i, j) \in T^+$, se modifican los niveles de feromona aplicando:

$$t_{ij}(t) = (1 - \rho)t_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t) \quad (20)$$

donde $\Delta\tau_{ij}(t) = \frac{1}{L^+}$

Los valores utilizados por $\alpha = 1, \beta = 2, q_0 = 0,9, m = 10, Q = 100, \tau_0 = (nL_{nn})^{-1}, cl = 15$

6. Experimentos

Basado en el trabajo de [4] se busca estudiar el efecto de un mayor número de desastres y nivel de estos. A partir de la ecuación (10), se desprende que al disminuir a_{ij} se refleja en la influencia instantánea de los desastres, un a_{ij} representa una gran influencia, b_{ij} puede reflejarse en la influencia de los desastre en un periodo de tiempo donde el desastre sucede y un mayor b_{ij} significa cuan rápido decrece la velocidad del viaje.

En el trabajo [4] se observa, se dividió los 20 nodos en 3 áreas, que se muestra en la figura 2. En cada área los parámetros decrecientes son generados en diferentes intervalos como se muestra en la figura. En cada área los parámetros son generados de forma aleatoria en los diferentes intervalos, los cuales se observan en el cuadro 1. En el caso del desastre 0 es cuando nos encontramos en una situación sin ningún desastre y el desastre 5 es cuando nos encontramos en una situación más compleja.

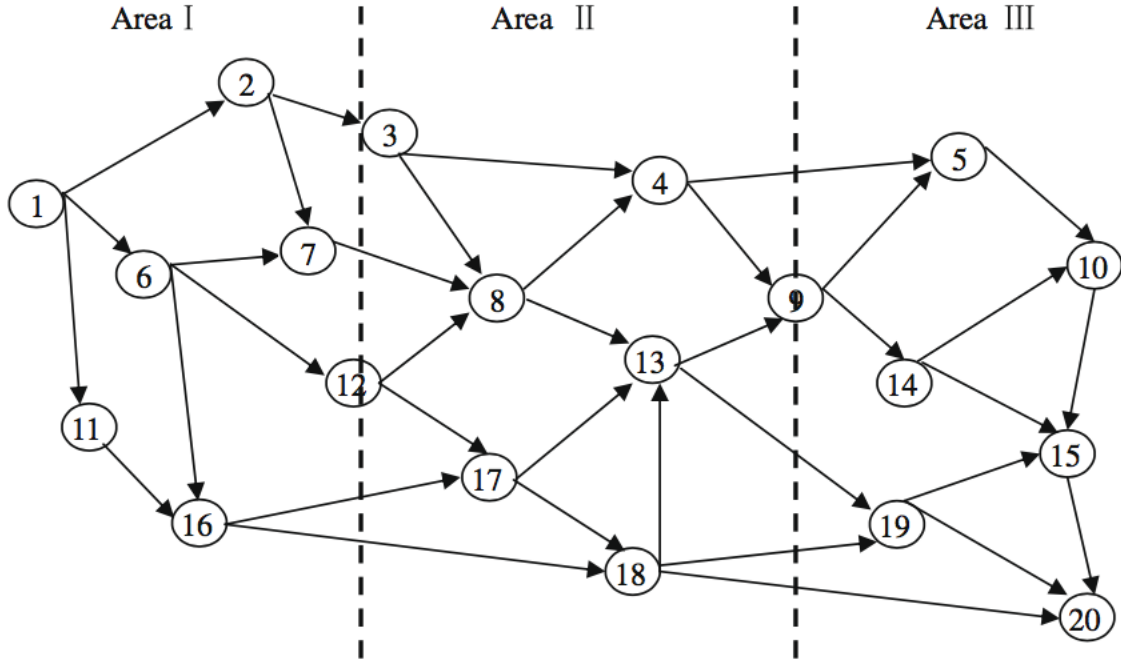


Figura 2: División de una red de emergencia

En los cuadros 2,3,4,5,6 se muestran los valores para los parametros α_{ij} y β_{ij} de los distintos grados de desastre.

Tipo	Área I	Área II	Área III
Desastre 0	$\alpha = 1, \beta = 0$	$\alpha = 1, \beta = 0$	$\alpha = 1, \beta = 0$
Desastre 1	$\alpha \in (0,9, 1,0) \ \beta \in (0,00, 0,05)$	$\alpha = 1, \beta = 0$	$\alpha = 1, \beta = 0$
Desastre 2	$\alpha \in (0,8, 0,9) \ \beta \in (0,05, 0,10)$	$\alpha \in (0,9, 1,0) \ \beta \in (0,00, 0,05)$	$\alpha = 1, \beta = 0$
Desastre 3	$\alpha \in (0,7, 0,8) \ \beta \in (0,10, 0,15)$	$\alpha \in (0,8, 0,9) \ \beta \in (0,05, 0,10)$	$\alpha \in (0,9, 1,0) \ \beta \in (0,00, 0,05)$
Desastre 4	$\alpha \in (0,6, 0,7) \ \beta \in (0,15, 0,20)$	$\alpha \in (0,7, 0,8) \ \beta \in (0,10, 0,15)$	$\alpha \in (0,8, 0,9) \ \beta \in (0,05, 0,10)$
Desastre 5	$\alpha \in (0,5, 0,6) \ \beta \in (0,20, 0,25)$	$\alpha \in (0,6, 0,7) \ \beta \in (0,15, 0,20)$	$\alpha \in (0,7, 0,8) \ \beta \in (0,10, 0,15)$

Cuadro 1: Intervalos de los parametros por área

inicio	fin	$l_{i,j}$	$s_{i,j}$	$\alpha_{i,j}$	$\beta_{i,j}$
1	2	50	100	0.9222	0.0381
1	6	30	60	0.9193	0.0143
1	11	70	110	0.9022	0.0499
2	3	30	60	0.9904	0.0277
2	7	40	70	0.9857	0.0305
6	7	30	65	0.9577	0.0123
6	12	60	105	0.906	0.0399
6	16	100	115	0.9049	0.0353
7	8	40	90	0.9153	0.0436
11	16	30	70	0.9967	0.0089
16	17	80	115	0.964	0.0491
16	18	110	120	0.9294	0.0327
3	4	80	100	1	0
3	8	60	95	1	0
4	5	110	120	1	0
4	9	40	75	1	0
5	10	60	110	1	0
8	4	40	85	1	0
8	13	30	75	1	0
9	5	70	110	1	0
9	14	40	90	1	0
10	15	50	105	1	0
12	8	30	65	1	0
12	17	40	100	1	0
13	9	30	80	1	0
13	19	110	120	1	0
14	10	80	115	1	0
14	15	60	105	1	0
15	20	30	90	1	0
17	13	40	80	1	0
17	18	40	75	1	0
18	13	60	115	1	0
18	19	70	110	1	0
18	20	120	120	1	0
19	15	40	75	1	0
19	20	70	105	1	0

Cuadro 2: Parámetros para un desastre grado 1

inicio	fin	$l_{i,j}$	$s_{i,j}$	$\alpha_{i,j}$	$\beta_{i,j}$
1	2	50	100	0.9222	0.0381
1	6	30	60	0.9193	0.0143
1	11	70	110	0.9022	0.0499
2	3	30	60	0.9904	0.0277
2	7	40	70	0.9857	0.0305
6	7	30	65	0.9577	0.0123
6	12	60	105	0.906	0.0399
6	16	100	115	0.9049	0.0353
7	8	40	90	0.9153	0.0436
11	16	30	70	0.9967	0.0089
16	17	80	115	0.964	0.0491
16	18	110	120	0.9294	0.0327
3	4	80	100	0.9153	0.0216
3	8	60	95	0.9562	0.0114
4	5	110	120	0.989	0.0281
4	9	40	75	0.9984	0.0386
8	4	40	85	0.9746	0.0376
8	13	30	75	0.9999	0.0222
12	8	30	65	0.9345	0.0044
12	17	40	100	0.9846	0.0228
13	9	30	80	0.9094	0.0264
13	19	110	120	0.9326	0.0151
17	13	40	80	0.9077	0.035
17	18	40	75	0.947	0.0344
18	13	60	115	0.9669	0.0202
18	19	70	110	0.953	0.0059
18	20	120	120	0.9278	0.0021
5	10	60	110	1	0
9	5	70	110	1	0
9	14	40	90	1	0
10	15	50	105	1	0
14	10	80	115	1	0
14	15	60	105	1	0
15	20	30	90	1	0
19	15	40	75	1	0
19	20	70	105	1	0

Cuadro 3: Parámetros para un desastre grado 2

inicio	fin	$l_{i,j}$	$s_{i,j}$	$\alpha_{i,j}$	$\beta_{i,j}$
1	2	50	100	0.7544	0.1026
1	6	30	60	0.7666	0.1394
1	11	70	110	0.7561	0.1276
2	3	30	60	0.7071	0.1089
2	7	40	70	0.7527	0.1277
6	7	30	65	0.7001	0.1062
6	12	60	105	0.7145	0.1209
6	16	100	115	0.7234	0.1361
7	8	40	90	0.7242	0.108
11	16	30	70	0.7378	0.1281
16	17	80	115	0.7048	0.1197
16	18	110	120	0.7639	0.1365
3	4	80	100	0.8912	0.0844
3	8	60	95	0.8242	0.0571
4	5	110	120	0.8773	0.0552
4	9	40	75	0.8678	0.099
8	4	40	85	0.8801	0.067
8	13	30	75	0.8425	0.0987
12	8	30	65	0.8383	0.0543
12	17	40	100	0.8785	0.0786
13	9	30	80	0.8551	0.0707
13	19	110	120	0.873	0.057
17	13	40	80	0.8191	0.0778
17	18	40	75	0.8555	0.0781
18	13	60	115	0.8965	0.0653
18	19	70	110	0.8967	0.0694
18	20	120	120	0.8551	0.0948
5	10	60	110	0.9476	0.0343
9	5	70	110	0.9806	0.0484
9	14	40	90	0.9984	0.0219
10	15	50	105	0.9937	0.0091
14	10	80	115	0.9334	0.0486
14	15	60	105	0.9966	0.022
15	20	30	90	0.9517	0.0363
19	15	40	75	0.9547	0.0265
19	20	70	105	0.9849	0.029

Cuadro 4: Parámetros para un desastre grado 3

inicio	fin	$l_{i,j}$	$s_{i,j}$	$\alpha_{i,j}$	$\beta_{i,j}$
1	2	50	100	0.6396	0.1783
1	6	30	60	0.6815	0.1934
1	11	70	110	0.6204	0.1647
2	3	30	60	0.6244	0.1698
2	7	40	70	0.658	0.1674
6	7	30	65	0.6481	0.1515
6	12	60	105	0.6717	0.1957
6	16	100	115	0.6706	0.1672
7	8	40	90	0.6619	0.1864
11	16	30	70	0.6821	0.1645
16	17	80	115	0.6146	0.1858
16	18	110	120	0.6625	0.1918
3	4	80	100	0.7606	0.1184
3	8	60	95	0.7454	0.1348
4	5	110	120	0.7276	0.1178
4	9	40	75	0.7686	0.1192
8	4	40	85	0.7416	0.1484
8	13	30	75	0.7073	0.132
12	8	30	65	0.7911	0.1081
12	17	40	100	0.7222	0.117
13	9	30	80	0.7869	0.1274
13	19	110	120	0.7775	0.1477
17	13	40	80	0.7769	0.1329
17	18	40	75	0.7269	0.1441
18	13	60	115	0.711	0.1483
18	19	70	110	0.7779	0.1018
18	20	120	120	0.7046	0.127
5	10	60	110	0.8334	0.0652
9	5	70	110	0.8208	0.0519
9	14	40	90	0.8827	0.0574
10	15	50	105	0.8225	0.0678
14	10	80	115	0.8736	0.0859
14	15	60	105	0.8742	0.0662
15	20	30	90	0.8935	0.0502
19	15	40	75	0.8001	0.0811
19	20	70	105	0.8535	0.0919

Cuadro 5: Parámetros para un desastre grado 4

inicio	fin	$l_{i,j}$	$s_{i,j}$	$\alpha_{i,j}$	$\beta_{i,j}$
1	2	50	100	0.5335	0.2015
1	6	30	60	0.5102	0.2404
1	11	70	110	0.5288	0.2376
2	3	30	60	0.5413	0.2201
2	7	40	70	0.5049	0.2283
6	7	30	65	0.5423	0.2267
6	12	60	105	0.5016	0.2193
6	16	100	115	0.5914	0.2336
7	8	40	90	0.5212	0.2217
11	16	30	70	0.5772	0.2161
16	17	80	115	0.5936	0.2269
16	18	110	120	0.5795	0.2271
3	4	80	100	0.6196	0.156
3	8	60	95	0.6887	0.1668
4	5	110	120	0.64	0.1504
4	9	40	75	0.6957	0.1961
8	4	40	85	0.6951	0.1611
8	13	30	75	0.6613	0.1619
12	8	30	65	0.6174	0.1741
12	17	40	100	0.6164	0.1711
13	9	30	80	0.6271	0.1899
13	19	110	120	0.6139	0.1851
17	13	40	80	0.6382	0.1995
17	18	40	75	0.6247	0.1973
18	13	60	115	0.6339	0.1579
18	19	70	110	0.6754	0.1805
18	20	120	120	0.6687	0.1729
5	10	60	110	0.7393	0.1177
9	5	70	110	0.7387	0.1479
9	14	40	90	0.7823	0.1425
10	15	50	105	0.7584	0.13
14	10	80	115	0.7348	0.1106
14	15	60	105	0.7513	0.1019
15	20	30	90	0.7585	0.1131
19	15	40	75	0.7808	0.1341
19	20	70	105	0.7903	0.104

Cuadro 6: Parámetros para un desastre grado 5

Otro experimento realizado fue observar la sensibilidad de los resultados de tiempo y largo respecto a cambio de r_1 y r_2 en el intervalo $[0,05, 0,95]$ con un salto de 0,05 con el fin de estudiar si existe dependencia de r_1 y r_2 con el problema o las instancias a resolver.

7. Resultados

Para comparar los resultados obtenidos por el algoritmo (ACS-TSP) se usarán los resultados obtenidos por Yuan (2009) [4] donde utiliza un algoritmo de *Best path Dijkstra* y otro de *Static shortest path*.

Como se muestra en los cuadros 7,8,9,10,11 ACS-TSP obtiene los mejores valores del problema al igual que *Best path Dijkstra* y mejores que *Static shortest path* ambos propuestos por Yuan (2009)[4]

Algoritmo	Camino	Tiempo [min]
Best path Dijkstra	1 → 6→12→17→18→20	3.136548
Static shortest path	1→11→16→18→20	3.196073
ACS-TSP	1→6→12→17→18→20	3.136548

Cuadro 7: Resultado grado 1

Algoritmo	Camino	Tiempo [min]
Best path Dijkstra	1 → 6→12→17→18→20	3.480311
Static shortest path	1→11→16→18→20	3.694391
ACS-TSP	1→6→12→17→18→20	3.480311

Cuadro 8: Resultado grado 2

Algoritmo	Camino	Tiempo [min]
Best path Dijkstra	1 → 6→12→17→18→20	4.544814
Static shortest path	1→11→16→18→20	4.954273
ACS-TSP	1→6→12→17→18→20	4.544814

Cuadro 9: Resultado grado 3

Algoritmo	Camino	Tiempo [min]
Best path Dijkstra	1 → 6→12→8→13→9→14→15→20	6.365086
Static shortest path	1→11→16→18→20	7.468316
ACS-TSP	1 → 6→12→8→13→9→14→15→20	6.365086

Cuadro 10: Resultado grado 4

Algoritmo	Camino	Tiempo [min]
Best path Dijkstra	1 → 2→3→4→9→14→15→20	12.323639
Static shortest path	1→11→16→18→20	19.297973
ACS-TSP	1 → 2→3→4→9→14→15→20	12.323639

Cuadro 11: Resultado grado 5

Al estudiar la sensibilidad de los resultados cambiando el valor de r_1 tal que $r_1 + r_2 = 1$ se puede observar en las instancias propuestas, los caminos con mayor número de nodos tienen un menor tiempo asociados, esto es producido debido a que al entregar un mayor peso a la minimización de cantidad de nodos en la ruta se eligen rutas con alto tiempo para poder realizar la minimización.

r_1	min	tiempo [min]	largo
0.05	0.238405	3.19333	5
0.1	0.22681	3.19333	5
0.15	0.215216	3.19333	5
0.2	0.203621	3.19333	5
0.25	0.192026	3.19333	5
0.3	0.180431	3.19333	5
0.35	0.168837	3.19333	5
0.4	0.157242	3.19333	5
0.45	0.145647	3.19333	5
0.5	0.134052	3.19333	5
0.55	0.122458	3.19333	5
0.6	0.110863	3.19333	5
0.65	0.0992681	3.19333	5
0.7	0.0876734	3.19333	5
0.75	0.0760786	3.19333	5
0.8	0.0644838	3.19333	5
0.85	0.0528891	3.19333	5
0.9	0.0412943	3.19333	5
0.95	0.0237405	3.13239	6

Cuadro 12: Análisis de sensibilidad para grado 1

r_1	min	tiempo [min]	largo
0.05	0.246164	7.46814	5
0.1	0.242329	7.46814	5
0.15	0.238493	7.46814	5
0.2	0.234658	7.46814	5
0.25	0.230822	7.46814	5
0.3	0.226987	7.46814	5
0.35	0.223151	7.46814	5
0.4	0.219316	7.46814	5
0.45	0.21548	7.46814	5
0.5	0.211644	7.46814	5
0.55	0.207809	7.46814	5
0.6	0.203973	7.46814	5
0.65	0.187646	6.48896	6
0.7	0.163618	6.48896	6
0.75	0.139591	6.48896	6
0.8	0.115564	6.48896	6
0.85	0.0915365	6.48896	6
0.9	0.0675092	6.48896	6

Cuadro 13: Análisis de sensibilidad para grado 4

r_1	min	tiempo [min]	largo
0.05	0.265712	19.2772	5
0.1	0.281425	19.2772	5
0.15	0.297137	19.2772	5
0.2	0.312849	19.2772	5
0.25	0.328562	19.2772	5
0.3	0.344274	19.2772	5
0.35	0.359986	19.2772	5
0.4	0.375699	19.2772	5
0.45	0.382653	15.2718	6
0.5	0.369615	15.2718	6
0.55	0.356576	15.2718	6
0.6	0.375501	15.9283	6
0.65	0.365126	15.9283	6
0.7	0.354752	15.9283	6
0.75	0.250165	12.3264	8
0.8	0.200176	12.3264	8
0.85	0.15622	12.3264	8
0.9	0.100198	12.3264	8
0.95	0.0502092	12.3264	8

Cuadro 14: Análisis de sensibilidad para grado 5

Respecto a los tiempos de uso de computacional del algoritmo, en el cuadro 15 se muestra los tiempos asociados a cada grado de desastre en segundos, se puede afirmar que los tiempos que se encuentran entre $[8, 44]$ ms.

Grado 1 [s]	Grado 2 [s]	Grado 3 [s]	Grado 4 [s]	Grado 5 [s]
0,00784 \pm 0,0049	0,01702 \pm 0,0069	0,025236 \pm 0,0048	0,03304 \pm 0,0046	0,04304 \pm 0,0462

Cuadro 15: Tiempos del peor caso

8. Conclusiones

El modelo I únicamente considera el efecto del desastre sobre el tiempo y la velocidad de viaje en cada arco, por lo tanto nos entrega un resultado independiente a parámetros, en cambio el modelo II al considerar multiples objetivos quedará dependiente del parámetro del peso. Pero como puede se puede observar en el documento es sumamente importante de considerar el objetivo de la minimización de los nodos dado que afecta directamente al objetivo del tiempo.

Para partir de los resultados, *Ant Colony System - TSP* es una técnica muy adecuada para este tipo de problema, ya que el problema de *Route selection for emergency logistics management* tiene similitudes a *Traveling Salesman Problem* y al ser un problema de rutas, la adaptación del algoritmo es simple.

Pese a que los resultados muestran eficiencia y factibilidad del modelo y algoritmo. Existen varios factores complejos en situaciones de emergencias que se deben considerar, por ejemplo: traducir el costo del pasar por una intersección a tiempo o incluir algoritmo para evitar los cruzamientos en las intersecciones.

9. Referencias

- [1] S. Tufekci, “An integrated emergency management decision support system for hurricane emergencies,” *Safety Science*, vol. 20, no. 1, pp. 39–48, 1995.
- [2] L. Özdamar, E. Ekinici, and B. Küçükyazici, “Emergency logistics planning in natural disasters,” *Annals of operations research*, vol. 129, no. 1, pp. 217–245, 2004.
- [3] K. Farahmand, “Application of simulation modeling to emergency population evacuation,” in *Proceedings of the 29th conference on Winter simulation*, pp. 1181–1188, IEEE Computer Society, 1997.
- [4] Y. Yuan and D. Wang, “Path selection model and algorithm for emergency logistics management,” *Computers & industrial engineering*, vol. 56, no. 3, pp. 1081–1094, 2009.
- [5] X. Zhang, Z. Zhang, Y. Zhang, D. Wei, and Y. Deng, “Route selection for emergency logistics management: A bio-inspired algorithm,” *Safety science*, vol. 54, pp. 87–91, 2013.
- [6] F. Southworth, “Regional evacuation modeling: a state-of-the-art review,” 1991.
- [7] T. J. Cova and J. P. Johnson, “A network flow model for lane-based evacuation routing,” *Transportation research part A: Policy and Practice*, vol. 37, no. 7, pp. 579–604, 2003.
- [8] Q. Tan, G. H. Huang, C. Wu, and Y. Cai, “If-em: An interval-parameter fuzzy linear programming model for environment-oriented evacuation planning under uncertainty,” *Journal of Advanced Transportation*, vol. 45, no. 4, pp. 286–303, 2011.
- [9] M. Liu, F. Zhang, Y. Ma, H. R. Pota, and W. Shen, “Evacuation path optimization based on quantum ant colony algorithm,” *Advanced Engineering Informatics*, vol. 30, no. 3, pp. 259–267, 2016.
- [10] A. Rahman and A. K. Mahmood, “Feasible route determination using ant colony optimization in evacuation planning,” in *Research and Development, 2007. SCORed 2007. 5th Student Conference on*, pp. 1–6, IEEE, 2007.
- [11] X. Zong, S. Xiong, Z. Fang, and W. Lin, “Multi-objective ant colony optimization model for emergency evacuation,” in *Natural Computation (ICNC), 2010 Sixth International Conference on*, vol. 6, pp. 2774–2778, IEEE, 2010.
- [12] X. Zong, S. Xiong, Z. Fang, and Q. Li, “Multi-ant colony system for evacuation routing problem with mixed traffic flow,” in *Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on*, pp. 1–6, IEEE, 2010.
- [13] E. Forcael, V. González, F. Orozco, S. Vargas, A. Pantoja, and P. Moscoso, “Ant colony optimization model for tsunamis evacuation routes,” *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, vol. 29, no. 10, pp. 723–737, 2014.
- [14] A. Ohta, H. Goto, T. Matsuzawa, M. Takimoto, Y. Kambayashi, and M. Takeda, “An improved evacuation guidance system based on ant colony optimization,” in *Intelligent and Evolutionary Systems*, pp. 15–27, Springer, 2016.
- [15] X. Zong, S. Xiong, and Z. Fang, “A conflict-congestion model for pedestrian-vehicle mixed evacuation based on discrete particle swarm optimization algorithm,” *Computers & Operations Research*, vol. 44, pp. 1–12, 2014.