

Universidad de San Andrés – Maestría en Economía – Racionalidad Acotada

# Congestión: un problema que aqueja a las grandes ciudades

Un modelo usando algoritmos genéticos

Bárbara Buchbinder y Brian Feld  
Fecha de entrega: 15 de diciembre del 2011

## I. Introducción y Motivación

Cada vez es más frecuente escuchar acerca de los problemas del tránsito. No sólo es preocupante la cantidad de accidentes que se registran, sino que también las grandes metrópolis del mundo sufren el problema de la congestión. En nuestra ciudad, la Ciudad de Buenos Aires, cada vez hay más autos y la circulación, principalmente durante las horas pico, resulta complicada. No sólo las principales arterias que llevan a la zona de más concentración de oficinas están repletas de autos, sino que también otros caminos alternativos presentan el mismo problema. Buenos Aires está organizada de forma tal que toda la actividad económica está concentrada en el Microcentro, es decir, que está centralizado. Por supuesto que los horarios de entrada a los trabajos son comunes para la mayoría de la gente, lo cual ocasiona que tanto los transportes públicos como los caminos estén rebalsados. Incluso, muchas firmas están relocalizando sus oficinas, por ejemplo en la zona Norte, para tratar de evitar este tipo de conflictos.

Durante los últimos años se registró un aumento del parque automotor, junto con un retraso en la inversión en transporte público, que por ende genera muchas falencias en la provisión de su servicio. A todo esto se le suma que, en vez de ir llenos, en su mayoría los autos sólo trasladan a una persona, a lo sumo dos. Consecuentemente, los autos en circulación son más que los que permiten un tránsito más fluido. Otro factor que empeora la situación es la falta de educación vial, los argentinos no respetan las normas de tránsito, lo que termina siendo perjudicial y entorpece la circulación.

Inspirados en estos conflictos que diariamente nos aquejan, decidimos hacer un programa que analice estos temas. En el presente trabajaremos con un proceso de adaptación que les permitirá a los agentes adaptarse a circunstancias cambiantes. Más específicamente, los individuos deberán elegir un camino tal que minimice la cantidad de tiempo que les lleva ir hasta un punto común. Los agentes tienen la capacidad de recibir estímulos y proveer respuestas, que luego podrán terminar cambiando al medio. Todos los agentes tienen el mismo objetivo, minimizar el tiempo de viaje, para ello tendrán que elegir uno de entre varios caminos, teniendo en cuenta la distancia (que varía de uno a otro) y la congestión, dado que aunque a veces un camino es más largo, debido a la menor congestión pueden terminar ahorrando tiempo.

Trabajamos usando algoritmos genéticos. Esta teoría se basa en los postulados de Darwin, quien concebía que el “principal mecanismo de cambio y adaptación que opera en los seres vivos está condensado en la evolución de las especies. (...) Su Teoría de la Evolución provocó un cambio profundo en el modo de pensar sobre la diversidad biológica y en general sobre todos los fenómenos ligados a la vida. (...) Existían varios antecedentes importantes, en primer lugar era conocido el hecho que variedades de ores (rosas en particular) o de ganado podían ser mejoradas por cruce de ejemplares seleccionados. En segundo lugar, en el estudio de la geología se había adquirido conciencia de la realidad de las transformaciones progresivas del ambiente geográfico y los lapsos extremadamente prolongados en el que los mismos habían sucedido. Otro antecedente importante son las ideas de Lamarck (1744-1829)- bien conocidas y compartidas por Darwin - que había propuesto la primera teoría evolutiva para los seres vivos. Según ésta las especies son capaces de sufrir cambios a lo largo de las generaciones merced a que los descendientes heredan los caracteres que habían adquirido sus

ancestros a lo largo de su vida. (...) La formulación evolutiva de Darwin postula en cambio la heredabilidad de los caracteres que mejor contribuyen a que el individuo pueda reproducirse. La capacidad de tener descendientes es por otra parte una medida de cuán exitoso ha sido ese individuo en su lucha por la supervivencia. (...) Una objeción importante a la teoría de Darwin en momentos en que fue formulada era que el proceso evolutivo debía converger a una pérdida de diversidad y no a su aumento tal como en realidad puede constatarse por la observación directa de una enorme variedad de especies. Esa objeción pudo ser levantada luego de las investigaciones de Mendel que durante la segunda mitad del siglo XIX estableció la naturaleza "atómica" de la herencia. De los estudios de Mendel surgió que las características heredables se concentraban en elementos que él denominó "genes". Por esta razón, en el proceso de la reproducción una característica se transmite de los progenitores a la descendencia de manera completa (si el "gen" se trasmite a la descendencia) o no se transmite (si el gen no está presente en los descendientes). La moderna biología molecular dio sustento químico al concepto de gen cuando se estableció que la información que se transmite en la herencia está codificada en la molécula de ADN que reside en el núcleo de las células. (...) Desde el punto de vista biológico, la evolución no está asociada a un "progreso". No puede decirse que un ser vivo cualquiera es más evolucionado que otro ya que ambos son el resultado de del mismo proceso que comenzó con la aparición de las primitivas formas de vida en la Tierra. Lo que por otra parte surge de la observación directa es que existen algunos organismos que son más complejos que otros (...) El proceso evolutivo alcanza a toda la escala biológica, y afecta por igual a sistemas de muy diversa complejidad con estructuras internas tan diversas como moléculas, células y organismos pluricelulares, operando sobre sus características de comportamiento y en su relación con sus semejantes y con otras especies. Hoy en día la moderna biología ha podido comprobar los postulados básicos del enfoque darwiniano observándolo bajo el microscopio o en el laboratorio de bioquímica. (...) Los conceptos de la evolución darwiniana han sido también trasladados al lenguaje formal de las ciencias de la computación dando así lugar a los algoritmos genéticos. (...) Se puede pensar que la evolución puede imaginarse como una acumulación lenta y progresiva de cambios en la información genética de los individuos de la población o, en términos más matemáticos como un paseo al azar en el espacio de las secuencias genómicas. Si bien este concepto posee sus limitaciones es una base adecuada para trasladar este mecanismo a un contexto formal que permite visualizar el proceso evolutivo como uno de optimización por el cual, a lo largo de las generaciones se maximiza una función "fitness". Para establecer este paralelismo conviene imaginar que un ser vivo, en interacción con el medio ambiente, puede representarse de modo elemental como un agente que recibe estímulos y produce respuestas. Desde un punto de vista computacional ese comportamiento se lo puede sintetizar en una lista de sentencias. La conducta y eventualmente la estructura de un agente de un cierto nivel de complejidad podría en consecuencia simbolizarse como una lista de sentencias. Dicha lista puede asimilarse al "genoma" del individuo y pueden a su vez suponerse codificadas con valores numéricos de referencia, por una lista de caracteres cualesquiera. A partir de aquella representación de agentes adaptativos es posible hacer un modelo computacional de un proceso evolutivo darwiniano. Como se verá, el algoritmo explora el efecto de cambios en cualquier posición del "genoma" con lo que busca dicho extremo mediante un procedimiento que analiza "en paralelo" todas sus dimensiones. Por estas razones los algoritmos genéticos son considerados como una herramienta para encarar problemas de optimización. El proceso de adaptación según el esquema de los algoritmos genéticos es una forma de aprendizaje no

supervisado. En un proceso de esta naturaleza no se busca alcanzar un extremo mediante la intervención de un agente externo al sistema que corrige errores tal como se hace en los mecanismos de entrenamiento de una red neuronal. El aprendizaje no supervisado debe ser comprendido como un proceso dinámico de adaptación en el cual algunas características propias de la dinámica dan lugar a un proceso de adaptación a lo largo del cual la fitness siempre tiende a aumentar. Una manera simplificada de considerar la evolución es una en que los individuos se moldean para adaptarse al medio ambiente pero éste no se ve alterado por ellos. En la teoría económica se suele suponer que agentes individuales no pueden alterar los mercados con acciones aisladas. El equilibrio, si existe, se supone que deriva de acciones colectivas en las que se encuentra implícito algún proceso mediante el cual sólo son efectivos los promedios. La principal cuestión es establecer cómo sistemas compuestos de múltiples agentes que actúan de manera independiente maximizando funciones de utilidad que muchas veces son contrapuestas, alcanzan estados con un cierto grado de "orden macroscópico" en el cual las acciones individuales son aproximadamente consistentes entre sí. Los modelos basados en agentes múltiples permiten considerar tanto situaciones en que acciones individuales afectan condiciones globales como analizar de qué manera las acciones independientes de numerosos agentes pueden llegar a coordinar sus acciones. La modificación de los aspectos formales de los algoritmos genéticos para considerar estas situaciones no es importante ya que sólo se limita a tomar en cuenta el cambio del medio: antes de calcular del desempeño de cada individuo se debe evaluar el efecto combinado de las acciones de toda la población sobre el medio y recién cuando se hubo evaluado ese efecto se determina el fitness de cada individuo."(Heymann, Perazzo, Zimmermann).

Esto último ejemplifica lo que se hará en el presente trabajo. Para ello nos basaremos en el modelo del Bar de Brian Arthur, pero en vez de un bar, usaremos múltiples caminos, programando un multi-bar. En este modelo se estudian procesos de coordinación y autoorganización. Aquí la decisión de cada agente afecta a todo el resto y la organización es alcanzada cuando todas las decisiones son consistentes entre sí. Es un "sistema de N parroquianos que concurren regularmente a un Bar. La capacidad del Bar es fija. Todos comparten el parecer que la fracción de parroquianos que concurre al bar debe estar comprendida entre dos umbrales: debe ser mayor que un umbral mínimo para que el ambiente esté animado y debe ser menor que uno máximo para que no haya aglomeraciones. Los parroquianos obtienen una utilidad positiva si toman una decisión acertada o sea que concurren cuando la fracción está comprendida entre los dos umbrales y se abstienen de hacerlo si la fracción de concurrentes está fuera de esos márgenes. Si la decisión que toman está equivocada obtienen en cambio una utilidad negativa. Se supone que todos los parroquianos conocen la historia previa de concurrencias al Bar y, en base a esa información, cada uno, de manera independiente debe decidir si concurren o no. Según el modelo los parroquianos toman decisiones individuales basadas en valores agregados (globales) para todo el sistema que están disponibles para todos los agentes por igual. Se supone que los agentes efectúan algún razonamiento inductivo, propio de cada uno para decidir su concurrencia para el día siguiente. A cada uno de los N agentes se le asigna una población P de estrategias de concurrencia para los subsiguientes s días de la semana. Cada una de esas estrategias puede codificarse en un genoma de s números  $c_i$  con  $c_i \in \{0,1\}$ ;  $i = 1;2;\dots;s$ , con la convención que  $c_i=1$  significa que se ha decidido concurrir al bar en el i-ésimo día y que  $c_i=0$  significa lo contrario. Cada agente puede entonces tener una estrategia que es la que efectivamente aplica para concurrir al bar (la

“estrategia vigente”) y un conjunto de otras  $P - 1$  “estrategias alternativas”. Puestos a jugar, cada uno de los  $N$  agentes aplica la estrategia vigente durante los  $s$  días de la semana. Al cabo de la semana puede evaluar si el desempeño de dicha estrategia, sumando la utilidad obtenida en cada uno de los  $s$  días de la semana. Sin embargo cada agente puede además evaluar el desempeño que habría obtenido aplicando las restantes estrategias que posee. Este cálculo es aproximado pues debe suponer que todos los restantes agentes no cambian sus respectivas estrategias vigentes. Esta estimación alcanza para asignar a cada estrategia una fitness que mide en definitiva el grado de consistencia de sus posibles decisiones individuales con las del restante conjunto de  $N - 1$  agentes. Existen pues todos los elementos para implementar  $N$  procesos evolutivos independientes en el seno de cada una de las poblaciones de estrategias asignadas a cada agente. En ese proceso cada agente descarta aquellas estrategias que son menos compatibles con las de los  $N-1$  agentes restantes y reafirma aquellas que son más consistentes.” La convergencia puede ocurrir o no, para lo cual las decisiones deberán pertenecer al intervalo ubicado entre los umbrales de concurrencia mínima y máxima. “Este umbral inferior da lugar a soluciones en las que un día cualquiera es descartado por los parroquianos como apropiado. Durante el proceso de convergencia y por una circunstancia casual algunos parroquianos encuentran que en un dado día hay demasiado poco público. Al descartar ese día como apropiado, dan lugar a que en jornadas sucesivas otros parroquianos adopten la misma tesitura. Cuando esto sucede el sistema queda confinado en una situación subóptima de la que sólo puede salir por el evento altamente improbable que consiste en que una cantidad apreciable de agentes sufran, simultáneamente, una mutación en sus respectivas estrategias de concurrencia para el mismo día. Este tipo de confinamiento es por otra parte un hecho que podemos comprobar cotidianamente en una gran variedad de conductas sociales. La solución a la que se llega representa una delicada coordinación entre los planes de concurrencia de diversos agentes. Es importante notar que esta solución es estable porque entraña una gran diversidad de estrategias. Es fácil darse cuenta que no todos los parroquianos pueden elegir la misma solución de concurrir al bar en un mismo día porque si ese fuera el caso excederían la capacidad del local.” (Heymann, Perazzo, Zimmermann).

El trabajo se organiza en cinco secciones. En la segunda, presentaremos el programa de Matlab para los problemas de congestión. En la tercera, mostraremos los resultados para diferentes casos. En la cuarta sección se muestran modificaciones al algoritmo. Y por último, en la quinta sección, arribaremos a algunas conclusiones.

## **II. Programa de Matlab**

El objetivo del trabajo es programar en Matlab el problema de la congestión. Nuestro programa cuenta con cuatro códigos: `rutas`, `muta_planes`, `cruza_planes` y `trabajo final`. El primero es el más importante y es en donde está prácticamente resumido todo el código. El segundo y el tercero servirán para actualizar los algoritmos genéticos y el cuarto, sirve por modos prácticos, ya que permitirá asignar de manera ordenada los valores a las variables para obtener diferentes tipos de resultados.

Para lograr el objetivo se plantea la posibilidad de que la cantidad de agentes y de rutas sean variables, los resultados de diferentes combinaciones serán presentados en la próxima sección. Las rutas estarán ordenadas de menor a mayor distancia, siendo el número 1 la más corta o la arteria principal, la

2 la que le sigue y la  $n$ , la ruta más larga. Todas conducen al mismo lugar. Asimismo, se arma una matriz con los individuos, representados en las filas, y los días, en las columnas. Los individuos poseen una función de utilidad que se deriva de la ruta que eligieron y de la congestión. La utilidad la calculan de manera diaria y ésta disminuye a medida que aumenta el tiempo requerido para llegar al destino final. En su forma más simple, la misma (que es calculada en función de los períodos en que se evalúa el algoritmo) es de la forma:

$$U_i(\text{longitud}; \text{congestión}; \text{días}) = - \sum_{\text{días}=1}^D \text{longitud}_{\text{días}} * \text{congestión}_{\text{días}}$$

En el código hay una matriz que muestra cuántas personas utilizan cada una de las diferentes rutas por día. Luego, se calcula la utilidad total por individuo, al finalizar el período (que quedará fijo en 5 días, es decir, los días laborables de una semana). Se calcula luego la media de la utilidad para el conjunto de los individuos y luego se los ordena de peor a mejor en función a su utilidad y se lo hace concordar con los planes de cada individuo. Después de los primeros cinco días, los agentes deberán actualizar su genoma.

Los agentes deberán, tal como lo plantea la teoría biológica, evolucionar. La actualización no será automática. Para eso hay dos pequeñas ventanas extras que programan la evolución, a saber: `cruza_planes` y `muta_planes`. En el primero de los casos, la `cruza`, al igual que en el caso del Bar de Brian Arthur, el código elige a dos agentes cualesquiera y toma un número de manera aleatoria y propone que desde el día 1 hasta el plan del día cuyo número fue elegido al azar se tome el cromosoma de uno de los dos agentes desde ese punto en adelante y toma también el cromosoma del segundo de los agentes y hace lo mismo. Luego, une ambas partes, resultando un nuevo cromosoma que será asignado al agente que haya tenido el peor resultado luego de la semana. De haber sido elegido el mismo agente dos veces, el programa realiza el sorteo nuevamente hasta que los mismos sean distintos. En el segundo de los casos, la `mutación` de los planes, se deberán cambiar los planes con una determinada probabilidad que surgirá de la tabla en la cual se habían ordenado las probabilidades, éstas disminuyen a medida que la utilidad crece o lo que es igual que la desutilidad decrece. El programa elige un número al azar entre 0 y 1 y luego, para cada uno de los individuos compara dicho número asignado al azar con la relación entre la utilidad que tuvo ese agente y la utilidad total de los individuos. Si el número al azar resultara menor, entonces corre el algoritmo de mutación, lo cual implica que cambian los planes, si fuese mayor, entonces no lo hace. Como los mejores agentes son aquellos que tienen una desutilidad menor, su valor absoluto, dividido por la desutilidad total va a ser muy bajo, por lo que es menos probable que muten, así se comprueba que la probabilidad de mutar los planes disminuye si la desutilidad es menor. Así, el código de la mutación, toma un día al azar y cambiar la ruta que estaba por otra que surja en forma aleatoria.

A continuación, se muestra la parte principal del programa, de los algoritmos.

---

```
function [rec, Plan, cont, U] = Rutas(viajantes, rutas, dias)
%Variables del modelo: Cantidad de agentes, cantidad de rutas

%La matriz donde las filas son los individuos, y las columnas son los dias
Plan.tot=unidrnd(rutas,[viajantes,dias]);

%El vector del nivel de utilidad de cada persona
U.diaria=zeros(viajantes,dias);

%Defino una matriz que va a decir cuántas personas usan cada ruta cada día
cont = zeros(rutas,dias);
semanas=0;
rec.ut=[];

while semanas<1000

for i=1:rutas
    for j=1:dias
        cont(i,j) = sum(Plan.tot(:,j) == i);
    end
end

%Calculo para cada individuo la (des)utilidad que tendrá cada día
for k=1:viajantes
    for d=1:dias
        U.diaria(k,d)=Plan.tot(k,d)*cont((Plan.tot(k,d)),d);
    end
end

U.total=sum(U.diaria,2); %Calculo la utilidad total de cada individuo

%Calculo la media de la utilidad, y la grabo
U.media = mean(U.total);
rec.ut=[rec.ut U.media];

%Ordeno las utilidades del peor al mejor, y hago concordarlo con los planes
[U.ord,index]=sort(U.total);
Plan.ord=Plan.tot(index,:);
largo=length(U.ord);

%En esta parte hay que hacer evolucionar los planes
ii = round(rand(1,2)*(largo-1))+1;
if ii(1)==ii(2) %Si los planes son iguales, que elija de nuevo
    ii = round(rand(1,2)*(largo-1))+1;
else
    cruza = cruza_planes(Plan.tot(ii(1,:),), Plan.tot(ii(2,:),));
    Plan.ord(largo, :) = cruza;
end

%Ahora que mute los planes. Debería cambiar el plan de cada uno con
%determinada probabilidad, creciente en el orden que ocupa cada tipo en la tabla de "posiciones"
muta=rand(1);
for i=1:(viajantes-1)
    if muta<(U.total(i)/sum(U.total))
        mutar=muta_planes(Plan.tot(i,:),rutas);
        Plan.ord(i, :) = mutar;
    end
end
```

```

end
end

for l=1:viajantes
Plan.tot(l,:)=Plan.ord(index(l,:));
end

semanas=semanas+1;
end

```

---

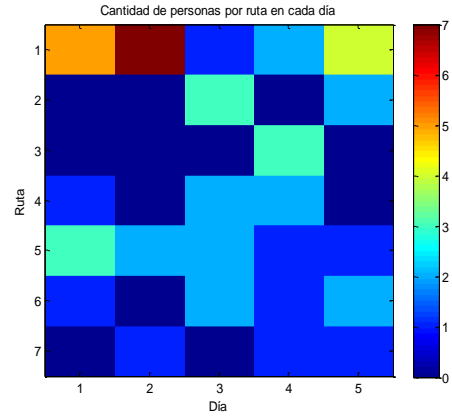
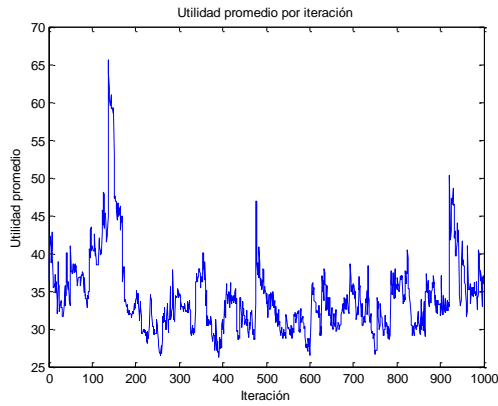
### III. Resultados

El programa se corrió asignándole diferentes valores a las variables, es decir a las rutas y a la cantidad de agentes. Se comenzó con 10 agentes y con 3 rutas, cambiando éstas últimas hasta que hubiera 40. Se llegó a correr también con 200 agentes y 400 caminos al destino final. Presentaremos algunos resultados. En cada uno de los casos se obtuvo la matriz que mostraba la cantidad de días y agentes que decidieron circular por cada una de las rutas. A raíz de ello, se obtienen dos gráficos. El primero muestra la utilidad promedio en función de la cantidad de iteraciones, es decir, la cantidad de actualizaciones en los algoritmos genéticos. Se parte de una "función de utilidad" que depende del tiempo de viaje, el cual es a su vez función tanto de la distancia como de la congestión. Será el número de la ruta (1, 2, 3, ...) lo que determine la distancia, en nuestro caso, cuánto más chico sea el número, más corta será la ruta. Entonces, si por ejemplo hay 3 agentes y 2 caminos, lo mejor podría ser que dos vayan por el primero, y uno vaya por el segundo. Así, la curva medirá la "utilidad promedio" de cada semana, en realidad, lo que se mide es "desutilidad" de cada agente por elegir un camino congestionado. Así, si la desutilidad disminuye el valor absoluto tiene que bajar y la curva tendrá una pendiente negativa. En el segundo de los gráficos, se muestran las rutas y los días. Es un gráfico que muestra la forma en que quedaron organizados los agentes al finalizar el programa (luego de mil iteraciones). Cada fila representará una ruta y las columnas los días. La escala de colores permite ver cuánta gente está yendo por cada ruta, cuánto más rojo, habrá más gente yendo por ese camino, es decir que hay más congestión. Cuánto más azul, más vacío está ese camino, lo cual hace que la desutilidad disminuya. Por lo tanto, es de esperar que las rutas más cortas resulten más congestionadas, por lo que se debería apreciar una matriz que parte de un rojo intenso en las primeras filas, para tornar al azul a medida que se descende.

A continuación se presentan algunos ejemplos para poder analizar cómo responde el programa. Para ello elegimos casos diversos, para tener también en cuenta los extremos. Vale la pena recordar que en todos los casos el algoritmo se actualiza a los 5 días. Por lo tanto, elegiremos valores para la cantidad de agentes y el número de rutas. Es esperable que cuantos más caminos y menos gente, haya menos congestión, por lo que los agentes ahorrarán tiempo en llegar a su destino y así su desutilidad será baja. Un resultado contrario que podría esperarse es en el caso en el cual hay muchos agentes y pocos caminos. Intentaremos ratificar nuestras expectativas.

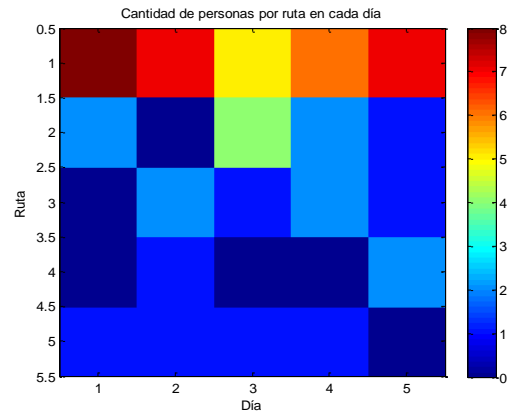
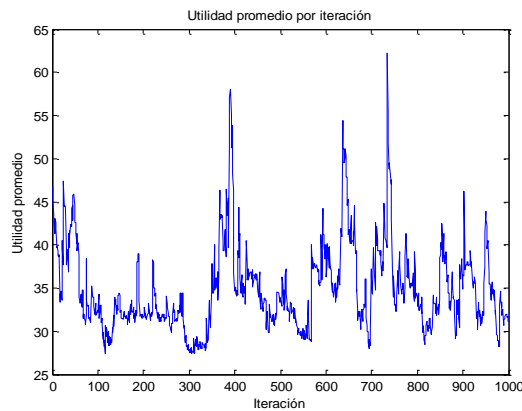
El primer caso elegido es el de 10 individuos, 7 rutas y 5 días. Los gráficos que resultaron de correr el programa son:





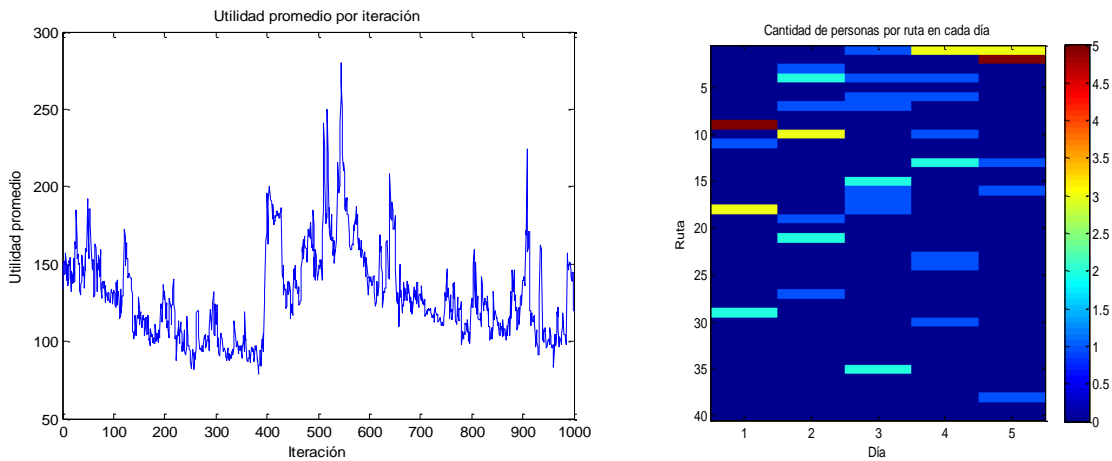
Se puede ver que hay sólo 3 picos de desutilidad y que durante los 5 días, salvo la arteria principal que estuvo congestionada durante los dos primeros días, el resto de los caminos estuvieron descongestionados. En promedio, en el primer viaje, se nota que la actualización se mantuvo constante.

Luego, presentamos el caso de 11 individuos y 5 caminos.



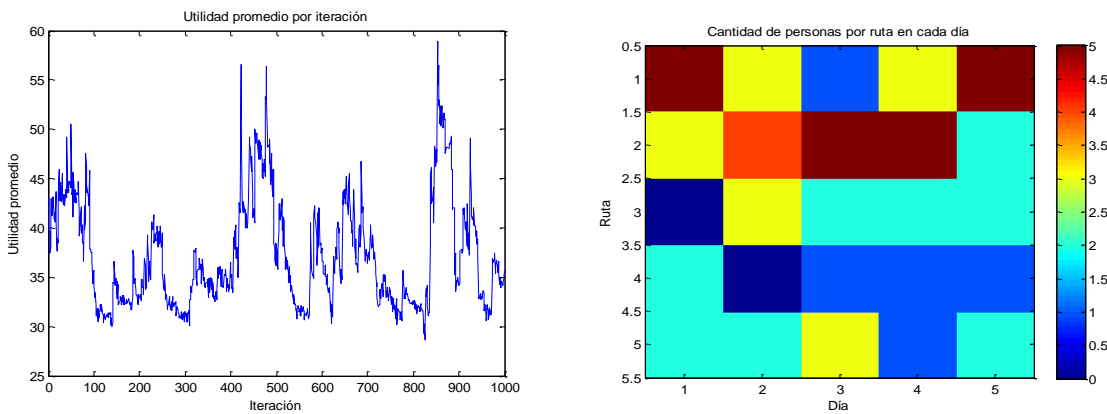
Este ejemplo llama la atención, los agentes actualizan todo el tiempo sus algoritmos, pero no convergen a un equilibrio, se llega a un resultado subóptimo, lo cual se nota en los picos del primer gráfico y en que la ruta 1 siempre está congestionada, lo cual no sucedería si actualizaran sus algoritmos y coordinaran sus acciones.

En el caso de 11 agentes y 40 rutas se llega a los siguientes resultados:



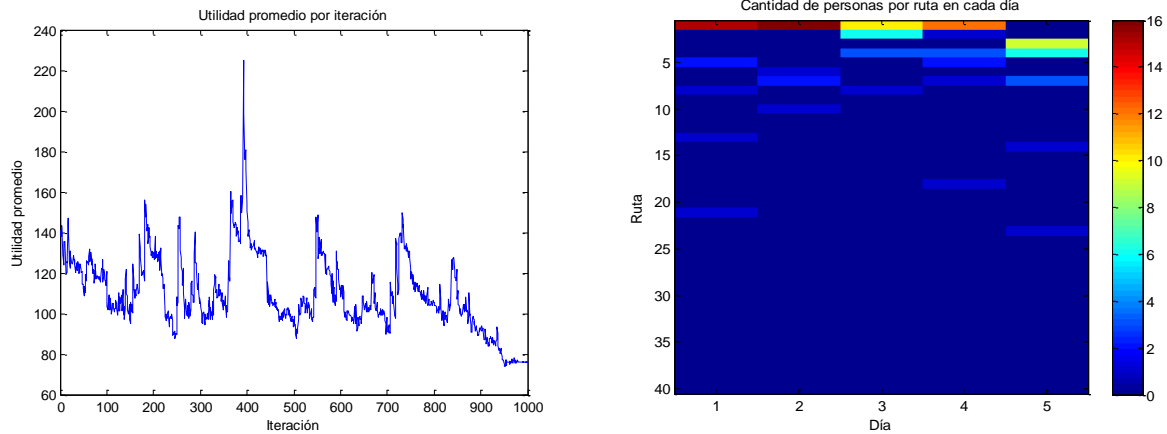
Es interesante notar que hay más caminos que agentes, por lo que es lógico que no haya prácticamente congestión aunque, como se ve en el primero de los gráficos, no haya convergencia a un equilibrio. Lo que sucede es que aunque actualicen sus algoritmos y tomen otras decisiones, al haber tantas rutas para llegar al destino final, nunca van a sufrir la congestión.

Otro ejemplo es el de 12 agentes y 5 rutas. Aquí el resultado llama la atención:



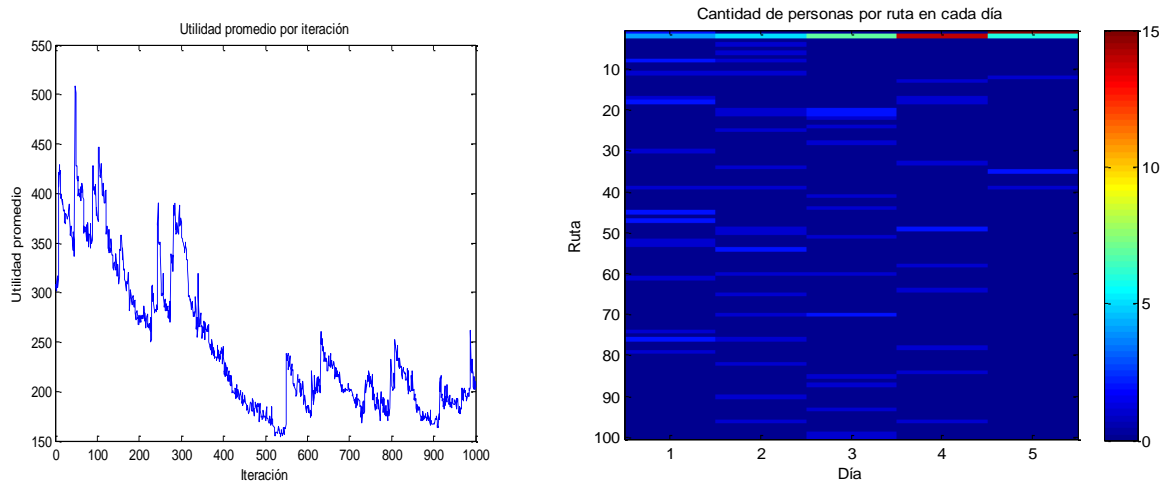
A pesar de ser pocos agentes, las primeras dos rutas, están la mayoría del tiempo congestionadas y, por supuesto que no convergen al equilibrio, se nota que el primero de los gráficos es muy picudo y fluctúa bastante. Una de las razones para encontrar este tipo de comportamiento es la forma en que se actualizan los algoritmos. Cuando los agentes son pocos, los ratios entre la utilidad individual y la total son relativamente altos, aún para los individuos que han logrado un mejor desempeño. De este modo, la probabilidad de que cambien sus planes es mayor.

A continuación, se presenta el ejemplo en el cual elegimos 20 individuos y 40 rutas. Se ve que:

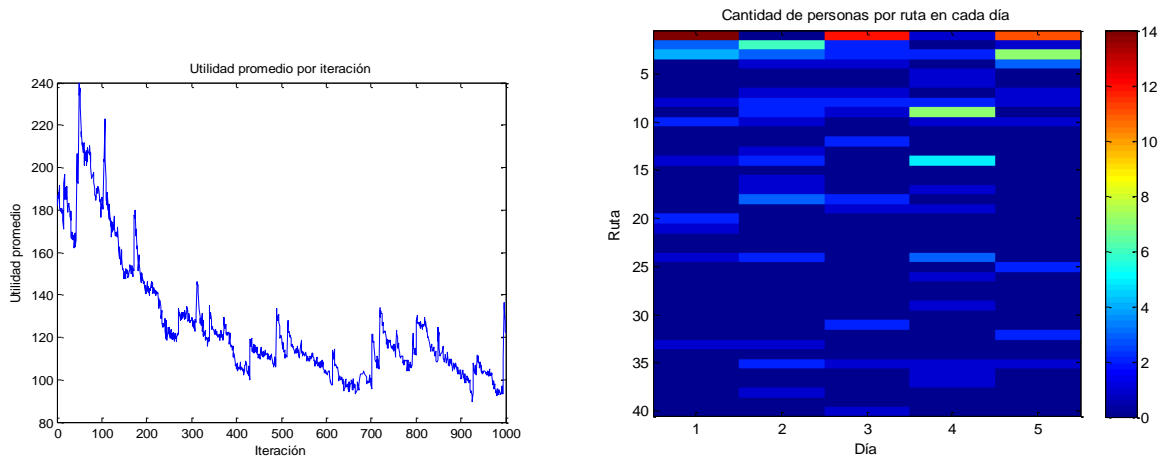


Nuevamente, aquí no hay congestión, salvo en la arteria principal. Lo interesante es que en el gráfico 1, se empieza a notar una tendencia descendente en términos de la desutilidad, lo cual permite comenzar a percibir las conclusiones de la teoría.

Como se puede ver en los siguientes gráficos, en el caso de 25 agentes y 100 caminos, se ven los resultados deseables:

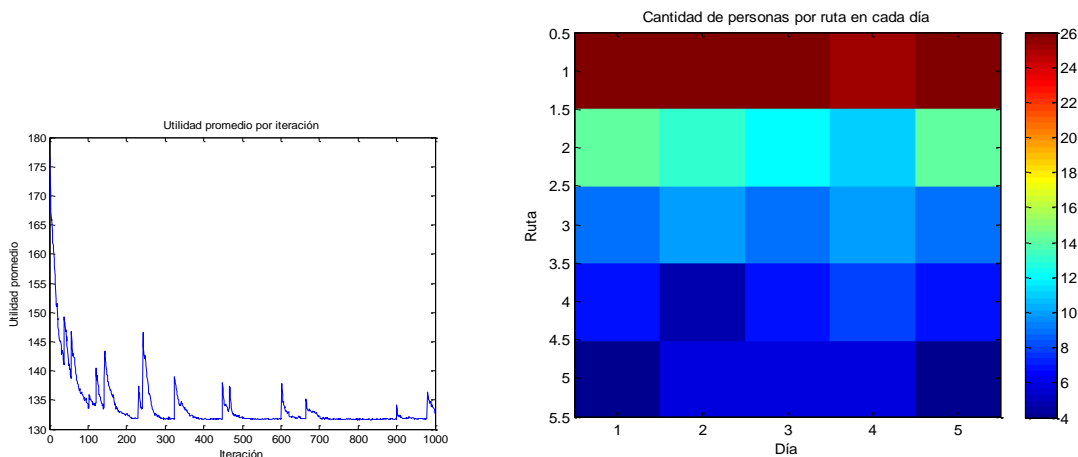


Otro ejemplo es el caso de 30 individuos y 40 caminos.



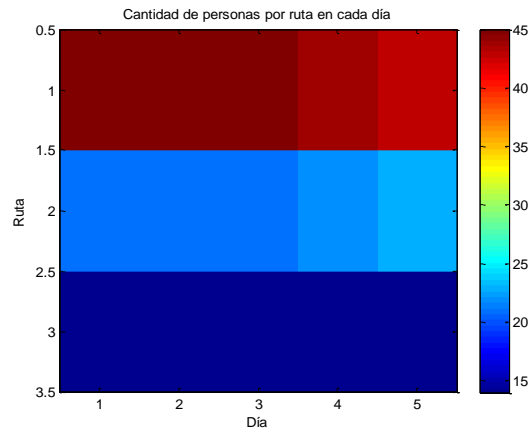
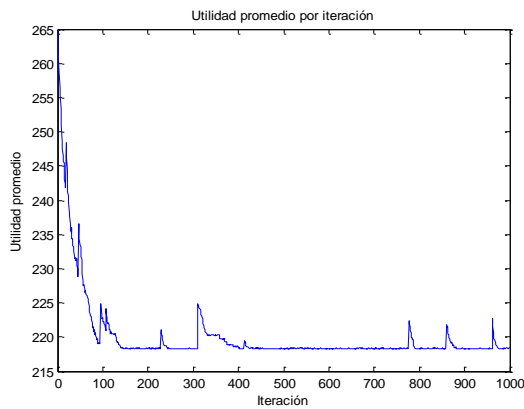
Al igual que en el caso anterior, prácticamente no hay problemas de tránsito y la curva del primer gráfico es descendente. Pero nuevamente es menester hacer notar que funciona así sólo porque hay menos agentes que caminos. Igualmente, la desutilidad disminuye, lo cual implica que están convergiendo en este caso a un equilibrio, se puede presumir que los agentes se van poniendo de acuerdo y organizándose, es decir, que evolucionan.

Otro caso es el de 60 agentes y 5 caminos que los llevan al destino final. Los gráficos que surgen de correr el programa son:

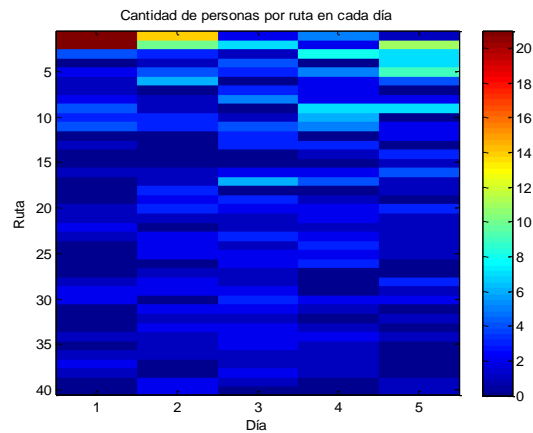
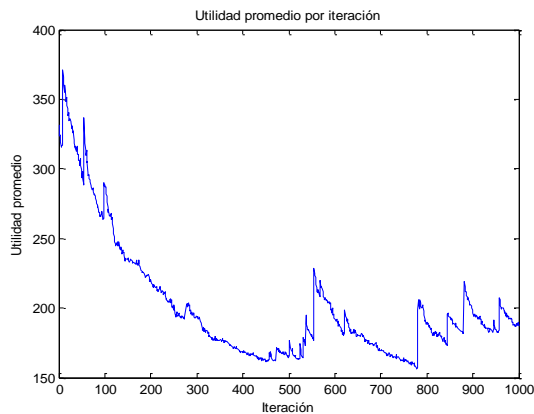


Se nota, como es deseable, que la desutilidad promedio va disminuyendo. Lo que vale la pena destacar es que aunque se actualicen algoritmos genéticos, el camino más corto siempre está congestionado y el resto no sufre ese problema, de lo que podría desprenderse que si eligieran otra ruta, aunque más larga, el tiempo de viaje podría llegar a disminuir. Este mismo resultado se obtiene con la misma cantidad de agentes, pero aumentando el número de rutas, lo que por supuesto sucede es que la congestión de la arteria principal disminuye.

Si corremos el programa para 80 agentes con 3 caminos, llegamos a los mismos resultados que antes:

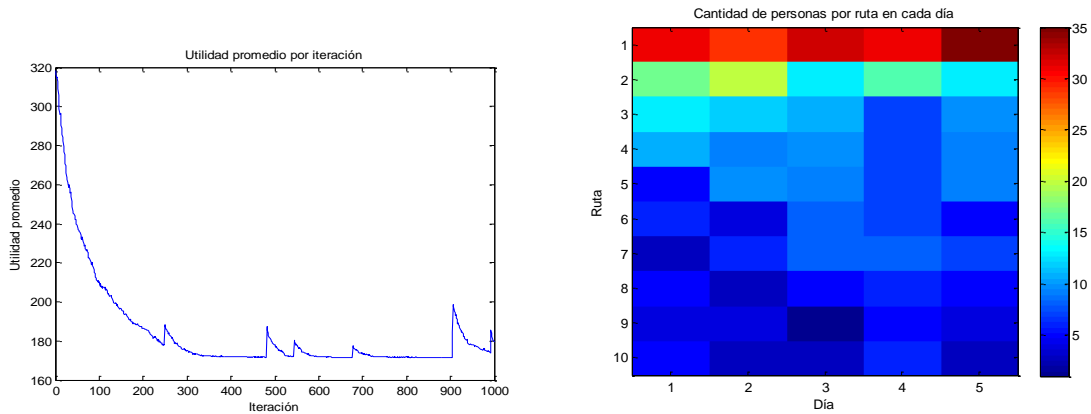


Se nota nuevamente que la desutilidad disminuye, pero la primera de las rutas sigue estando congestionada. Y nuevamente, al aumentar el número de caminos, la desutilidad disminuye y las rutas no están tan transitadas. Por ejemplo, presentamos el caso de 80 agentes y 40 rutas:



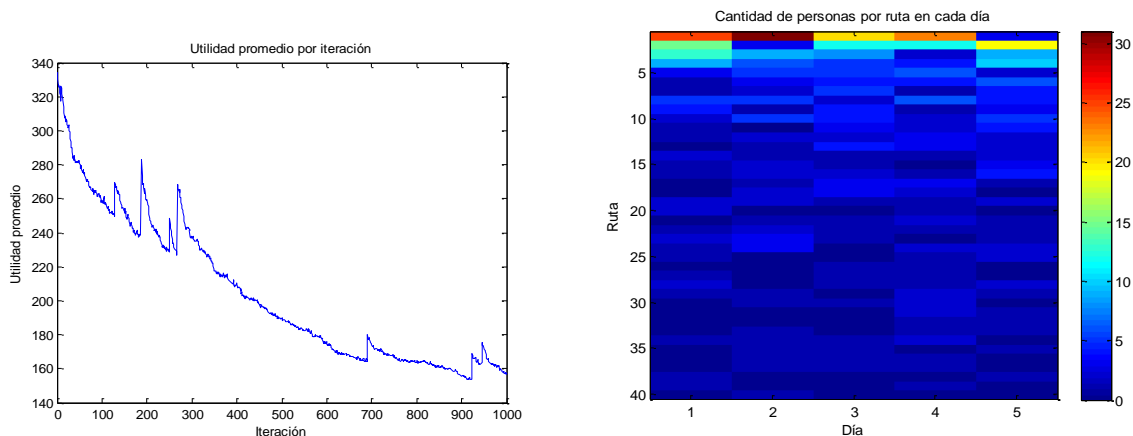
Es destacable que, si se observa la escala del eje de las ordenadas del primer gráfico, aún si se parte de un nivel de desutilidad promedio mayor al del ejemplo anterior (producto de la forma en que la misma es calculada y del hecho de que ahora algunos individuos eligen rutas mucho más extensas), tanto el mínimo alcanzado como el punto final es bastante menor. Se ve así en forma clara la relación inversa que existe entre el número de rutas disponibles y el tiempo "perdido" por los individuos en trasladarse. Queda por definir si esta relación es monotónica o acaso alcanza un mínimo, lo cual es más probable.

En el caso de 100 agentes el patrón se mantiene, pero la congestión comienza a disminuir al agregarse menos caminos. La desutilidad posee la misma forma. Por ejemplo, los gráficos para 100 agentes y 10 rutas son:

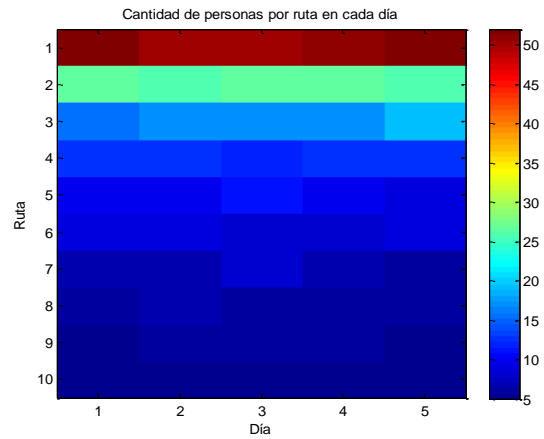
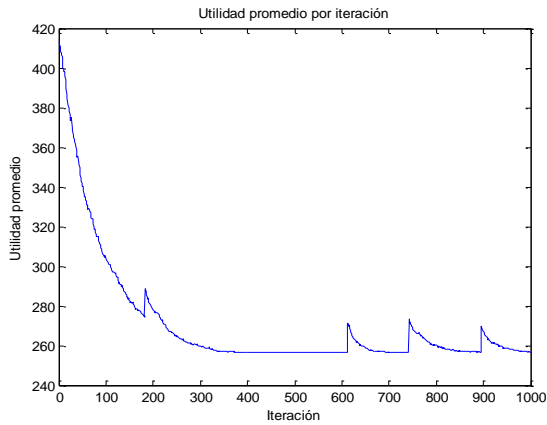


Lo interesante es que en la mayoría de los casos, la congestión se da en la vía principal, lo cual pareciera concordar con lo que sucede en la realidad. Y los agentes se siguen comportando de la misma manera, quizás a la espera de que el resto cambie su camino al actualizar su algoritmo y de aprender de la situación. Incluso, podría suceder que en su función de utilidad el manejar menos distancia le gane al tiempo, aunque no termina de ser un supuesto muy racional. Igualmente, a medida que aumentan los agentes el resultado se asemeja cada vez más a lo esperado.

Un caso interesante es con 100 agentes y 40 rutas, donde la desutilidad cae de manera abrupta, con una gran pendiente. Notándose que no hay congestión, salvo en algunos momentos en la ruta número 1.

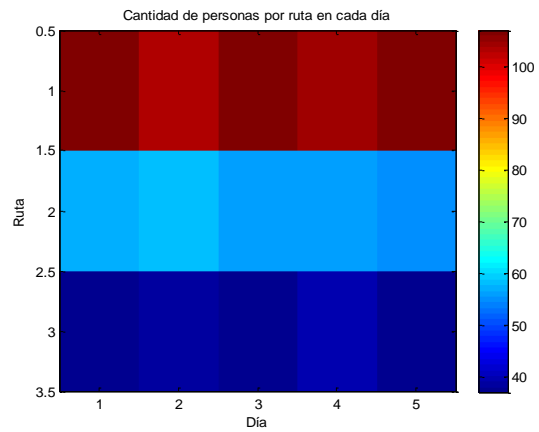
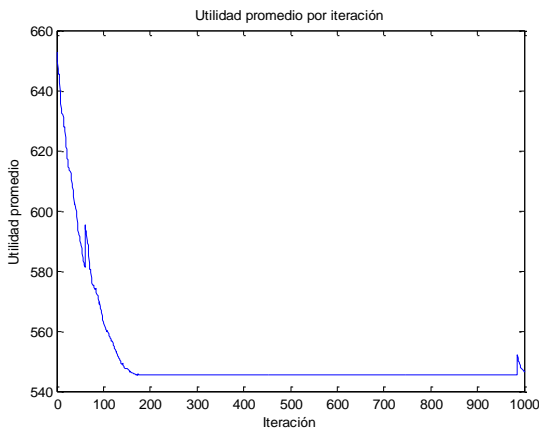


En un caso con 150 individuos y 10 rutas sucede lo mismo. Lo interesante es que la desutilidad cae abruptamente, pero desde prácticamente el principio. La cantidad de autos en el camino principal es bastante grande ya que ese es el único camino con congestión.

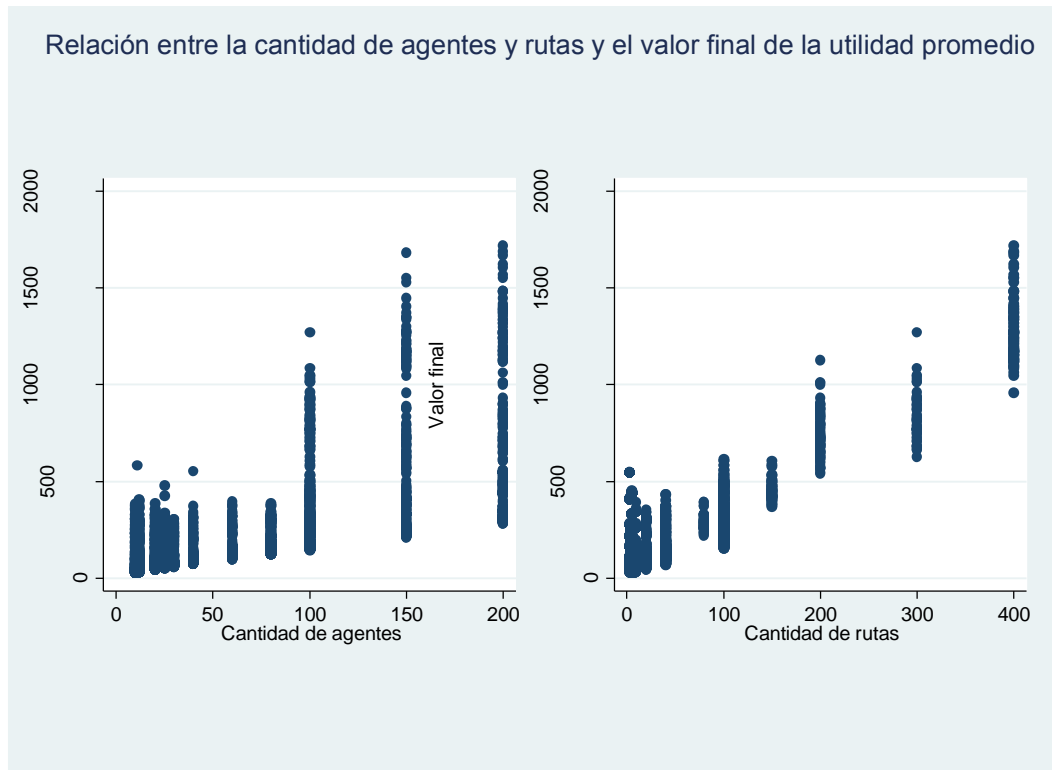


Manteniendo el número de agentes fijos y aumentando la cantidad de rutas, el efecto sigue siendo el mismo que en los casos anteriores.

Con 200 agentes seguimos observando los mismos efectos, pero de nuevo, la caída de la desutilidad es abrupta y más temprana. Lo que es interesante es que dicha función es cada vez menos picuda. Gráficamente, se muestra el caso de 200 agentes con 3 rutas:



A continuación presentaremos dos gráficos que muestra la relación entre la utilidad final y la cantidad de agentes y de rutas.



Se nota que a medida que aumenta el número de agentes, el valor final de la utilidad aumenta, aunque cada vez menos, se puede observar un salto entre los 50 y los 100 agentes. En el caso de la cantidad de caminos, el aumento de la utilidad es más paulatino, a medida que éstas aumentan la utilidad también lo hace, probablemente se deba que a más rutas habrá menos congestión, ya que hay más posibilidades para elegir y los caminos no estarán embotellados.

#### IV. Modificaciones al algoritmo

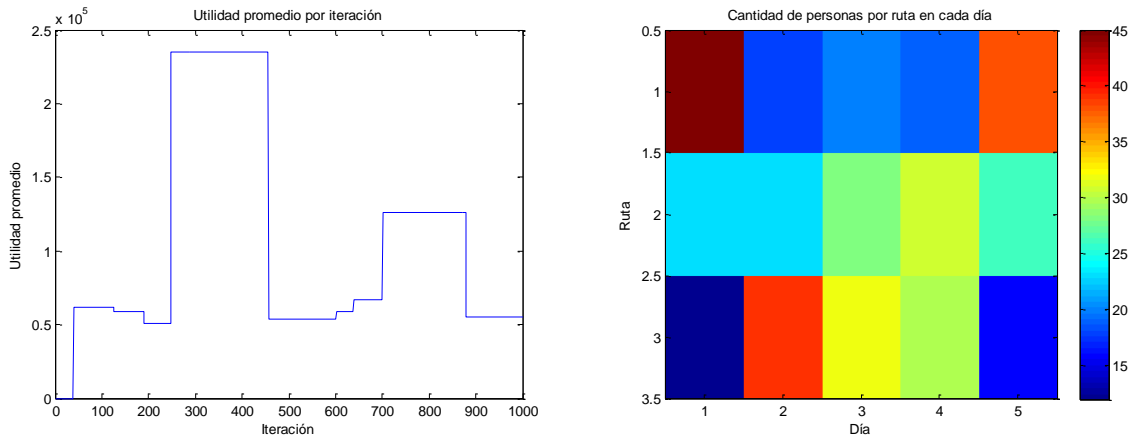
Procedemos ahora a realizar algunos cambios al programa, a modo de reflejar determinadas situaciones que creemos son representativas de la realidad. Por cuestiones de espacio, sólo se presentarán algunos de los casos anteriores, para facilitar la comparación.

##### Cortes de ruta

En primer lugar, agregaremos la posibilidad (que se establece ínfima) de que, en determinado momento, una ruta se encuentre cortada. Para realizar esto, se incrementará en forma abrupta la desutilidad que recibe un agente que elige en esa semana la ruta que fue afectada.

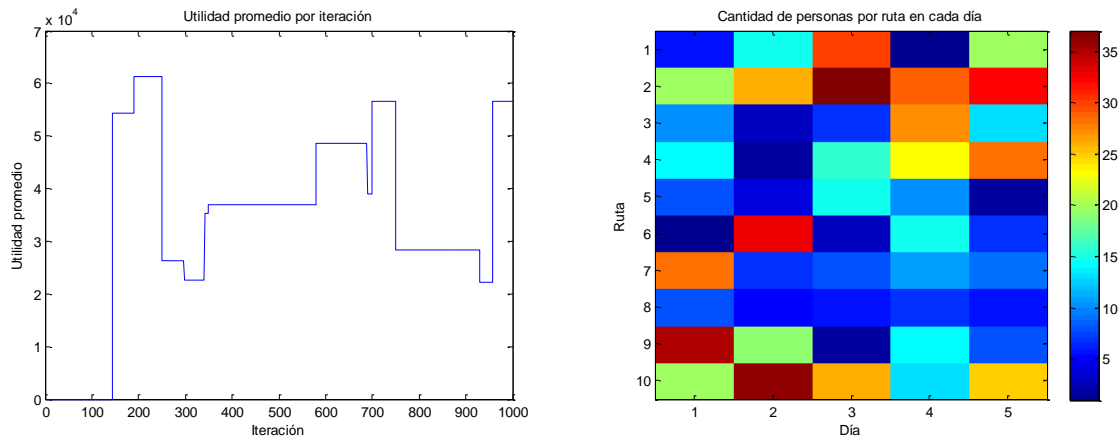


Como se hizo en el caso estándar, mostramos el resultado del ejercicio utilizando 80 agentes y 3 caminos:



El patrón ahora cambia completamente, tanto en lo que a escala y forma del gráfico de utilidad promedio respecta, como a la manera en que se distribuyen los individuos entre los distintos caminos disponibles.

Otro caso en que se alcanzó un grado razonablemente bueno de optimización fue cuando 150 agentes tenían a su disposición 10 trayectos para elegir. Cuando se incorporan “cortes” estocásticos, el resultado es el siguiente:



Nuevamente puede verse que los agentes no logran optimizar su “tiempo de viaje”. A pesar de que las perturbaciones suceden con una probabilidad muy baja, su efecto es de considerable magnitud y persistencia en el tiempo

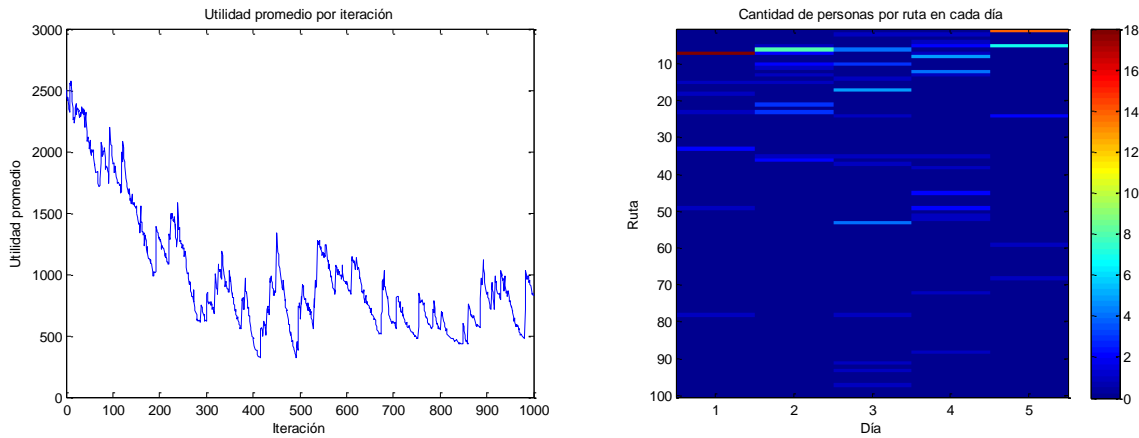
### Cambios en la función de utilidad

Otra posibilidad es que los individuos no asignen el mismo peso a la distancia que a la congestión al momento de decidir qué camino tomar para dirigirse a un destino. Suponemos ahora que es

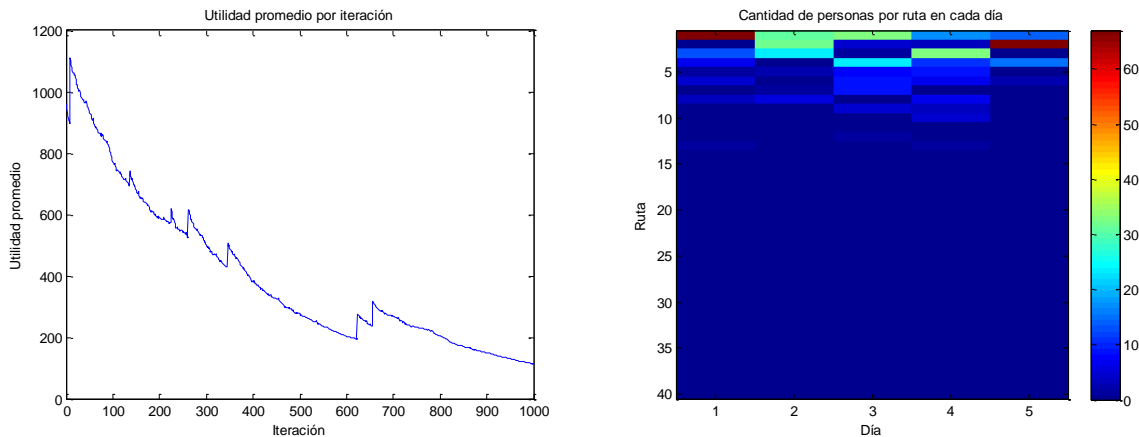
preferible una vía rápida y congestionada que una más lenta, pero libre. Es decir que ahora, la función de utilidad de cada agente es:

$$U_i(\text{longitud}; \text{congestión}; \text{días}) = - \sum_{\text{días}=1}^D (\text{longitud}_{\text{días}})^\alpha * (\text{congestión}_{\text{días}})^\beta$$

Se puede ver, por ejemplo, que en el caso en que se tienen 25 individuos y 100 caminos para elegir, que en el diseño estándar era el primero en mostrar un grado apreciable de optimización, ahora el mismo es menos visible:



El ajuste en cambio es mejor cuando se pasa a tener 100 agentes y “tan sólo” 40 rutas:



## V. Conclusiones

El programa basado en los algoritmos genéticos logra predecir los resultados esperados. Al principio los agentes eligen el camino más corto lo cual genera una cierta congestión que luego va mermando, a medida que actualizan sus algoritmos genéticos. Cuando la cantidad de rutas supera a la cantidad de agentes, no se registra en principio congestión, lo cual concuerda con la realidad. Igualmente, el modelo funciona mejor cuántos más agentes haya, dado que los resultados no son tan claros para un número bajo de agentes. A medida que aumenta ese número, los resultados son más

claros y parecidos a los esperados, no sólo en términos de congestión, sino que también en términos de la disminución de la desutilidad con la actualización de los algoritmos. Al introducir un corte inesperado en alguna de las rutas, como podría ser el caso de una marcha o de la presencia de piqueteros, además de la congestión, se observa un aumento pronunciado de la desutilidad. Este tipo de estudios más formales sobre un tema tan complejo y que ocasiona conflictos en la vida de la población son de gran utilidad para hacer las recomendaciones pertinentes sobre las medidas y recomendaciones de políticas que pueden realizarse. No sólo ayudan los estudios de por ejemplo los beneficios de los carriles exclusivos para transporte público, sino que también hacer simulaciones sobre temas que surgen en la vida real, como el realizado en el presente trabajo, permiten concluir que aunque se esté limitado con el espacio físico y no se puedan construir más caminos, se puede reducir la cantidad de autos que pueden circular por las zonas más congestionadas o incluso, informar a la población acerca de caminos alternativos o hacer carteles en los cuales se muestre la demora de cada ruta, para de esta manera, ayudar a las personas a tomar una decisión informada y evitar dentro de una medida posible la congestión. Además, podrían inducir a la población a que comparta sus autos, para reducir la cantidad de vehículos en circulación.

El modelo podría extenderse a casos con más agentes o con la cantidad de caminos reales, e incluso para otro tipo de conflictos esperados como inesperados que pueden surgir durante el día a día.

## **VI. Bibliografía**

- Arthur, B. (1994), "Inductive reasoning and bounded rationality." A.E.A. Papers and procedures 84, 406-411.
- Garrido, N. (2009), "Traffic Congestion Cost in Antofagasta, Chile: A microsimulation exercise."
- Heymann, D., Perazzo, R., Zimmermann, M. (2011), "Modelos económicos de múltiples agentes: Una aproximación de la economía desde los sistemas complejos."