

Protestas 2.0: El rol de las redes sociales

Balderramos Matías, Buyatti Ayelén, Yana Gustavo

Universidad de San Andrés

Resumen

En el presente trabajo se pretende estudiar los mecanismos subyacentes en los procesos de organización de protestas sociales, particularmente haciendo foco en el impacto de las redes sociales como facilitadores de la conectividad entre los agentes. Para estudiar este fenómeno se construye una variante modelo de contagio sin recupero (i.e. SI), tomando algunas características del modelo de difusión de modas de Watts (2002).

Los principales resultados que se alcanzaron fueron que la fijación de niveles de *thresholds* disímiles para cada grupo de agentes es determinante para explicar el nivel de polarización de adherencia a una determinada protesta entre ambos grupos, a la vez que un mayor grado de conectividad de la red impacta positivamente en el nivel de polarización de dicha adherencia.

1. Introducción

El presente trabajo aborda la literatura existente sobre el impacto del uso de redes sociales (e.g. Facebook, Twitter, Youtube) en el ámbito sociopolítico, desde un enfoque de análisis *Agent-BasedComputationalEconomics*.

Respecto a la mencionada literatura, Valenzuela (2012) identifica, para el caso de Chile, una relación positiva significativa entre la frecuencia en el uso de dichas redes digitales y el compromiso con la participación en protestas, la cual se explicaría debido a que para las personas que utilizan dichas redes, las mismas representan canales de aprendizaje e información política, medios para la expresión de opiniones políticas y para la unión de causas comunes promovidas por movimientos sociales. Por lo que las redes sociales parecerían reducir los costos de acción colectiva al facilitar la creación de masa crítica que permita a los ciudadanos autorganizarse y expresar sus preocupaciones más fácilmente.

En este sentido, estas características y usos de las redes digitales inducen a una mayor conducta participativa por parte de la población, amplificando de esta manera las formas tradicionales (i.e. offline) de protestas, particularmente las manifestaciones callejeras (e.g. 13S, 8N, 18A)

En la misma línea, (Lovejoy&Saxton, 2012) afirman que las redes sociales pueden facilitar el acceso a una gran cantidad de contactos, permitiéndoles a los movimientos sociales alcanzar una masa crítica. Por otra parte, los medios sociales también pueden promover la construcción de una identidad personal y grupal al permitir múltiples canales de feedback interpersonal, aceptación de pares y fortalecimiento de las normas grupales (Papacharissi, 2010).

Es en este marco en donde el presente trabajo estudiará los mecanismos subyacentes en los procesos de organización de protestas sociales, particularmente haciendo foco en el impacto de las redes sociales como facilitadores de la conectividad entre los agentes. Para estudiar este fenómeno se construye una variante modelo de contagio sin recuperado (i.e. SI), tomando algunas características del modelo de difusión de modas de Watts (2002).

1.1 Motivación Nacional¹

El **13 de septiembre** de 2012, miles de personas se agrupan en los principales centros demográficos de Argentina, para manifestarse contra el Gobierno. La convocatoria se realizó a través de las redes sociales, con mensajes de texto, correos electrónicos. Los reclamos tuvieron como destinatario al gobierno nacional. La convocatoria habría alcanzado las 200.000 personas, según datos extraoficiales. En las redes sociales, como Facebook y Twitter, la convocatoria fue movilizada por grupos que, desde su propio nombre, evidencian un fuerte componente antikirchnerista.

En el interior, vecinos de distintos puntos del país se manifestaron en ciudades como Mar del Plata, Rosario y San Carlos de Bariloche, con pancartas y cánticos de protesta hacia el gobierno de Cristina Fernández.

El 8 de noviembre de 2012, nuevamente se realizó una protesta masiva en contra del gobierno nacional, convocada a través de redes sociales. En una movilización sin precedentes en la gestión kirchnerista, cientos de miles de personas se manifestaron en distintos puntos de la ciudad y del país por el cacerolazo del llamado **“8N”**.

¹ Basado en las notas periodísticas del diario digital La Nación: <http://www.lanacion.com.ar/1508166-comenzaron-los-cacerolazos-en-varias-ciudades-del-pais>, <http://www.lanacion.com.ar/1524741-cacerolazo-8n>, <http://www.lanacion.com.ar/1573998-cacerolazo-18a>

Después de semanas de convocatorias, la protesta superó ampliamente en número al cacerolazo del pasado 13 de septiembre. El denominado 8N tuvo su epicentro en la capital Federal, pero en todo el país se replicó la protesta contra la gestión del Gobierno. Tal como fue convocado a través de las redes sociales, el punto de encuentro principal fue el Obelisco. Hacia allí confluieron desde las 19 distintas columnas de ciudadanos. La 9 de Julio, a esa hora comúnmente colmada de tránsito, debió interrumpir la circulación y dio lugar a una enorme masa de manifestantes.

Por tercera vez, el 18 de abril de 2013, en múltiples puntos del país se desarrolló una masiva protesta popular contra el Gobierno, en el marco del cacerolazo del "18A", convocado a través de las redes sociales. Desde el gobierno porteño, aseguraron que más de un millón de personas se movilizaron en distintos puntos de la Capital.

1.2 Motivación Internacional²

Las protestas sociales habitan las redes sociales, amenazan gobiernos y construyen una nueva ciudadanía. Las emociones se hacen colectivas y se contagian en las redes sociales, haciendo de éstas un enorme tejido humano que empieza a dar lugar a una nueva democracia.

Más de 1000 millones de personas están conectadas en el mundo y más de 115 millones de personas en América Latina se encuentran conectadas a redes sociales. Las redes sociales han cambiado el ecosistema de información política. Hoy existen nuevos canales, más información y proveedores de contenidos que se multiplican exponencialmente. El papel de las redes sociales en los movimientos contestatarios de estos dos últimos años está siendo la clave de la resistencia social.

En la llamada "**primavera árabe**" las redes sociales potenciaron las oraciones de sus ciudadanos. Si bien algunos intelectuales cuestionan la existencia de una verdadera "primavera" no cabe duda que la participación ciudadana se extendió y generó su propia influencia a través de Google y las redes.

En **Grecia**, hubo varias manifestaciones que mostraron el papel que las redes sociales están teniendo en la autoconvocatoria ciudadana de protesta.

En **Madrid** y **Barcelona** un movimiento nacido para protestar contra la crisis y los políticos cumplió un año y en conmemoración, los indignados volvieron a copar las calles en 80 ciudades del mundo. El encuentro, que reunió a más de 200 mil personas en Barcelona, fue el puntapié inicial de cuatro días de movilizaciones. Bajo el lema "Toma la Calle", los manifestantes -en su mayoría jóvenes- lanzaron una convocatoria a través de las redes sociales.

La convocatoria repercutió también en las principales ciudades de los países invitados a sumarse a la iniciativa. En Londres, el movimiento Occupy London eligió comenzar la protesta en la catedral de San Pablo, donde los indignados ingleses acamparon hace varios meses en rechazo a los recortes presupuestarios y al desempleo derivados de la crisis económica de su país.

La protesta indignada global también se manifestó en **Lisboa**, donde se registraron casi mil personas en la marcha por la avenida da Libertad, la principal avenida del lugar. En esta convocatoria el principal lema coreado por los asistentes era un sistemático: "España, Grecia, Irlanda y Portugal. La primavera es internacional".

El Movimiento Occupy **Wall Street** es un movimiento social de protesta contra las corporaciones financieras mundiales que se inició el 17 de septiembre de 2011 en New York,

² Basado en la nota periodística del diario digital Infobae. Link: <http://www.infobae.com/2012/06/05/1051784-protestas-sociales-20>

Estados Unidos, es otro ejemplo de cómo las redes sociales se han convertido en uno de los canales de protesta más importante de esta época.

En **México**, utilizando Twitter como herramienta de convocatoria, un grupo de estudiantes logró una protesta multitudinaria en lo que algunos también llamaron la Primavera Mexicana. La movida de universitarios surgió a partir de un discurso del candidato presidencial Peña Nieto, que tras ser abucheado tildó de "infiltrados" a los jóvenes; la prensa calificó de éxito la visita del político a la Universidad y los estudiantes convocaron a una marcha contra la manipulación de la información.

2. Marco Teórico³

Modelos de contagio en ciencias sociales

Se denomina Contagio a aquellos procesos donde un individuo "susceptible" (S) de ser contagiado se infecta (I) de otro individuo que previamente poseía la enfermedad. El infectado puede quedar con la infección para siempre, o luego del lapso que infecta, se recupera como susceptible nuevamente.

La probabilidad de contagio, depende por lo general de la cantidad de infectados. Se espera que a mayor número de infectados, sea más probable adquirir la enfermedad. Si se asume una red de contactos, el número de infectados está acotado al número de vecinos que tiene un agente, por lo tanto la probabilidad de infección puede depender de como sea la red. Se supone, por simplicidad, que el individuo está o no infectado.

Modelo SIS

Se tiene una población de N individuos, en una red aleatoria con K vínculos. Entonces, el grado promedio de conectividad es, aproximadamente $k = 2K/N$. Se supone que cada individuo tiene la misma cantidad de vecinos (z).

La población puede estar susceptible (S), y se contagia con una probabilidad p si tiene un vecino en estado infectado (I). Los infectados se recuperan con una tasa probabilística r, y vuelven a la población de susceptibles. Dada esta tasa de recuperación, la duración media de la infección es $1/r$. $i(t)$ representa la fracción de infectados, y $s(t)$ representa la fracción de susceptibles que la población tiene en t.

$$s(t + 1) = s(t) - k * s(t)i(t) + r * i(t)$$

$$i(t + 1) = i(t) + k * s(t)i(t) - r * i(t)$$

donde $k^* = p(k)$

La población de susceptibles disminuye a una tasa $k^*s(t) i(t)$ y aumenta a una tasa $r i(t)$ cuando los infectados se recuperan.

La población puede estar solo susceptible o infectada, entonces:

$$s(t) + i(t) = 1$$

³ La descripción de los modelos incluidos en el presente marco teórico, surgen del trabajo de Heymann, D., Perazzo, R., & Zimmermann, M. (2011).

⇒ La función que define la cantidad de infectados en t es:

$$i(t + 1) = f(i(t)) = (1 - r + k * (1 - i(t))) * i(t)$$

Equilibrio:

$$i^* = i(t + 1) = i(t)$$

⇒ Los 2 equilibrios posibles son:

$$i_a^* = 0$$

$$i_b^* = 1 - r/k$$

El equilibrio es inestable cuando $r < k^*$, mientras que el equilibrio es estable si $r > k^*$. Es decir, si la probabilidad de contagio es suficientemente pequeña, cualquier intento de propagación de la infección concluiría en la extinción de la misma, dado que la recuperación es suficientemente alta.

Sin embargo, a medida que aumenta k^* , para el límite $k^* = r$, $i^*A = i^*B$, y la tasa de recuperación es igual a la tasa de infección.

Si se define k^* como una tasa de infección efectiva, hay una tasa crítica $k^* > k^C = r$ para la cual el sistema presenta asintóticamente en el tiempo una población constante $i^*B > 0$ de infectados. Esto se conoce como una endemia, y su tamaño i^*B depende de la red, de la probabilidad de contagio p y de la tasa de recuperación r .

Modelo (SI)

Se tiene una población de N individuos. Los K vínculos son los contactos que cada individuo posee. Por simplicidad, se supone que todos los individuos tienen la misma cantidad de contactos. Existe una probabilidad p de contagio por cada contacto infectado.

En este modelo no existe una tasa de recuperación (es decir, $r=0$), por lo cual es un modelo SI. Una vez que un individuo adhirió ya no hay vuelta atrás.

Entonces el presente modelo queda explicitado de la siguiente manera:

$$s(t + 1) = s(t) - k * s(t)i(t)$$

$$i(t + 1) = i(t) + k * s(t)i(t)$$

⇒ Función de individuos infectados en t:

$$i(t + 1) = f(i(t)) = (1 + k * (1 - i(t))) * i(t)$$

Equilibrio:

$$i^* = 1$$

Modelos de umbrales locales: modas y revoluciones

Existen otros modelos en los cuales se supone que la adopción de una moda o revolución depende del número de individuos que ya adoptó. Es decir, el contagio no se debe a cada uno de los que adoptó, sino a la cantidad total que haya adoptado. Dichos modelos se basan en el de Watts (2002).

Los individuos deciden entre participar en la protesta o no. La regla es adoptar la moda si el número de vecinos que adoptó es mayor a un cierto umbral (que para simplificar, es el mismo para todos los agentes).

Aquellos agentes de umbral particularmente bajo son los que inician la moda mientras que aquellos reticentes con umbral elevando la adopten luego, una vez que muchos de sus vecinos la hayan adoptado.

Si el umbral de decisión toma un valor bajo, entonces al individuo se lo considera influenciado por el entorno que lo rodea y su decisión de participar en la protesta será tomada en el instante en que entre en contacto con su entorno; en el caso contrario donde el umbral toma un valor elevado, el individuo será reticente a participar en la protesta y necesitará un contacto reiterado con su entorno para poder tomar la decisión de participar o no en la protesta.

El nivel de iteración o contacto que posee un individuo con su entorno estará definido por la cantidad de relaciones que tengan con los demás individuos de la sociedad. La cantidad de relaciones que posee el individuo con su entorno será igual para todos los individuos, en otras palabras todos los individuos estarán interconectados con la misma cantidad de personas.

Una vez que el individuo adopta el mensaje, pasa a ser “participante”, y empieza a redistribuir el mensaje a sus contactos. El ciclo se repite, hasta que se llega a un estado estacionario donde el número de “participantes” y “no participantes” queda fijo y ningún miembro de la sociedad tiene incentivo a cambiar su decisión de participar o no de la protesta.

El modelo 8N, combina características tanto del modelo de contagio (tomando una aplicación en la que $r=0$, o sea, un modelo SI) como del de modas, por lo cual, a continuación, presentaremos un modelo ampliado, utilizando ambos.

3. Modelo 8N

El presente modelo, combina características tanto del modelo de contagio (tomando una aplicación en la que $r=0$, o sea, un modelo SI) como del de modas, a la vez que se incorporan 2 tipos de agentes heterogéneos.

En una población de N individuos, ubicados en una red aleatoria con K (i.e. $nlinks$) vínculos totales, en donde el grado de conectividad de la red es: $k=2*K/N$. A su vez, la población está compuesta por dos tipos de agentes ($T1$, $T2$), los cuales poseen sus respectivos niveles de thresholds (i.e. $threshT1$, $threshT2$) a la hora de tomar su decisión de adherirse o no a una protesta. Por otra parte, el modelo explicita una variable V , la cual refleja si un determinado agente asistió o no a una protesta en el periodo anterior (i.e. $V=1$, $V=0$ respectivamente). El modelo supone que la tipología de los agentes se mantiene inalterada en el tiempo.

Entonces, en una primera etapa, el modelo crea una red distribuyendo aleatoriamente tanto la tipología de los N agentes, como la adherencia o no de cada uno de los mismos en el periodo anterior a $t=0$.

En segundo lugar, se procede a seleccionar en forma aleatoria un determinado agente x . Luego, se realiza un proceso de búsqueda de los vecinos de dicho agente particular (i.e. nei),

identificando exclusivamente a aquellos que hayan adherido a una movilización en el período anterior (i.e. *going*).⁴

Por último, se realiza una identificación de aquellos vecinos del agente x , que hayan asistido a una movilización en el período anterior y que a su vez sean de su mismo tipo (i.e. *sameType*).

Entonces, la regla de decisión del agente x para asistir o no a una movilización en el presente período, queda conformada de la siguiente forma:

$$V(x) = \begin{cases} 1, & \frac{\sum nei(x) | V(nei(x)) = 1, T(nei(x)) = T(x)}{\sum nei(x) | V(nei(x)) = 1} > tresh(T(x)) \\ 0, & \frac{\sum nei(x) | V(nei(x)) = 1, T(nei(x)) = T(x)}{\sum nei(x) | V(nei(x)) = 1} \leq tresh(T(x)) \end{cases}$$

La regla de decisión arriba expuesta, explicita que la para que el agente x , en el presente período, adhiera a una movilización (i.e. $V(x)=1$), tiene cumplir con la condición de que el ratio entre la sumatoria de los vecinos de x condicionado en que dichos vecinos hayan asistido a una movilización en el período anterior (i.e. $V(nei(x)) = 1$) y que a su vez sean de su mismo tipo (i.e. $T(nei(x)) = T(x)$), y la sumatoria de los vecinos de x que hayan participado en una protesta en el período anterior (i.e. $V(nei(x)) = 1$), sea mayor al *threshold* correspondiente a la tipología del agente x (i.e. $tresh(T(x))$). En cualquier otro caso, el agente x optaría por no adherirse a la protesta.

Algunos comentarios al respecto de esta regla de decisión:

- La esencia del ratio señalado, radica en que un agente x se asume más propenso a asistir a una movilización cuanto mayor sean los vecinos propensos a asistir a movilizaciones y que a su vez sean de su mismo tipo. Esto reflejaría una tendencia hacia la homogeneización en el comportamiento de asistencia por parte del agente x respecto al de su misma especie (e.g. ideología política, status social) la cual se reforzaría entonces por un mecanismo de identidad colectiva.
- Respecto al $treshT(x)$, cabe resaltarse la diferenciación de los diferentes *thresholds* aplicables, de acuerdo a la tipología del agente en cuestión. La importancia de dicha distinción radica en que esta variable le agrega una fuente nueva de variabilidad al modelo. En particular, dependiendo del nivel que se adopte, se estaría emitiendo un *signal* que indicaría por ejemplo la ideología de una determinada movilización. Genéricamente, una movilización ideológicamente sesgada al Type1, implicaría un menor $treshT(x)$ para los agentes de dicha tipología, en contraste a un mayor $treshT(x)$ para los agentes Type2.

Luego de aplicarse esta regla de decisión a todos los agentes, seleccionándolos en un orden aleatorio en cada período, se calcula la cantidad de agentes de cada tipo que adherieron a una movilización, y nuevamente el modelo vuelve iterarse.

⁴ Si bien en periodo $t=0$, la adherencia de cada agente a una protesta se basa en la adherencia de cada uno de sus vecinos en el período anterior determinado por una distribución aleatoria, a partir de las posteriores iteraciones del modelo, dicha adherencia va a estar determinada de acuerdo a las realizaciones (i.e. adherencia de cada agente) que surjan de la dinámica del modelo).

4. Análisis Computacional

Dado que el presente modelo tiene como objetivo entender los mecanismos que operan en los procesos de manifestaciones colectivas, particularmente haciendo énfasis en el grado de conectividad de la red, la principal variable sobre el cual se centrará el análisis es la adherencia de los distintos grupos de agentes ante variaciones de parámetros claves.

4.1 Especificaciones Básicas del modelo

A continuación, se examinarán algunas especificaciones seleccionadas para el modelo del presente trabajo, las cuales servirán como eje referencial para posteriores análisis.

a)

Se asume una población de 1000 habitantes ($N=1000$), un grado de conectividad de la población fijado en 10 ($k=10$)⁵, un *threshold* homogéneo para ambos tipos de agentes igual a 0.5 ($\text{threshT1}=\text{threshT2}=0.5$), y una cantidad de iteraciones iguales a 50. A continuación se exponen dos figuras, las cuales resumen los dos resultados más salientes de esta parametrización.

Figura 1.a

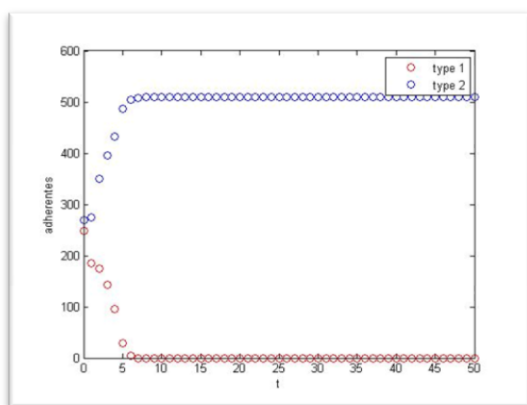
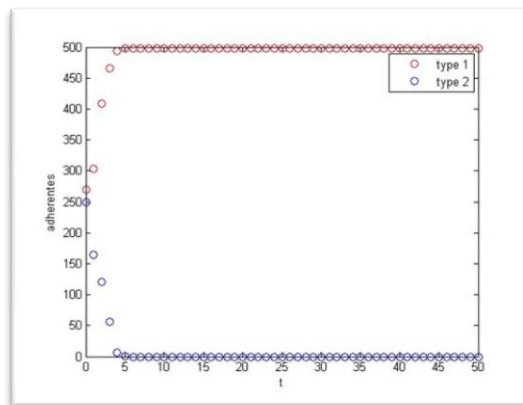


Figura 1.b



En la figura 1.a, se visualiza que a lo largo de las iteraciones, la adherencia a las movilizaciones por parte de los agentes del tipo 2 tiende a converger a un nivel estacionario de aproximadamente 500 personas, coincidiendo con el máximo de adherencia que cualquiera de los grupos puede obtener dada una distribución de la tipología de aproximadamente 50% de la población total para cada sector. Por otra parte, los agentes del tipo 1 convergen a un estado estacionario de nula adherencia por parte de dicho grupo.

En contraste, en la figura 1.b se observa un proceso de adherencia inverso, en donde es el grupo de agentes del tipo 1 el que converge a un máximo adherencia, mientras que el grupo de agentes tipo 2, alcanza un estado estacionario con cero agentes de adherencia a las movilizaciones.

Tal como se mencionó anteriormente, ambos patrones expuestos resumen los resultados que surgen de las diferentes pruebas del modelo con el *setting* de parámetros arriba descriptos. Por

⁵ Recordando la definición de k , $k=2*K/N$, donde K es el nro. de links totales, un grado de conectividad igual a 10, equivale a 500 *links* totales, es decir, en promedio 5 *links* por persona.

lo que el punto de divergencia entre ambos resultados, dado un mismo *threshold* de adherencia para ambos tipos de agentes, se identifica en los distintos tipos de adherencia de cada grupo en el período 0, el cual, tal como se explicitó anteriormente, está en función de la adherencia en el período anterior fijado aleatoriamente.

b)

A continuación se modificará, respecto a la parametrización del modelo “a”, los niveles de *thresholds* de los agentes arbitrariamente. Dicho variación en los *thresholds*, servirá para reflejar las dinámicas que surgen al fijar distintos niveles de umbrales para cada grupo de agentes. En la figura 1.c, se fijará el *threshT1* en 0.8 y el *threshT2* en 0.2. Por contraste, en la figura 1.d, se intercambiarán los niveles, es decir *threshT1* en 0.2 y *threshT2* en 0.8.

Figura 1.c

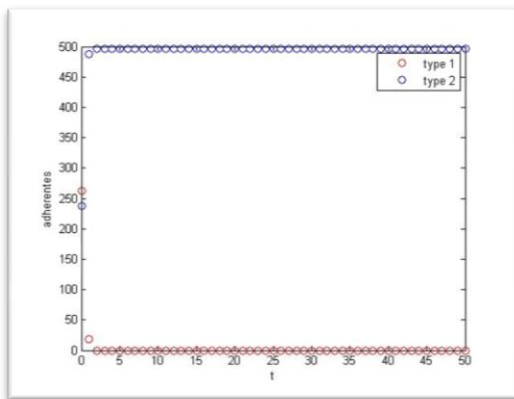
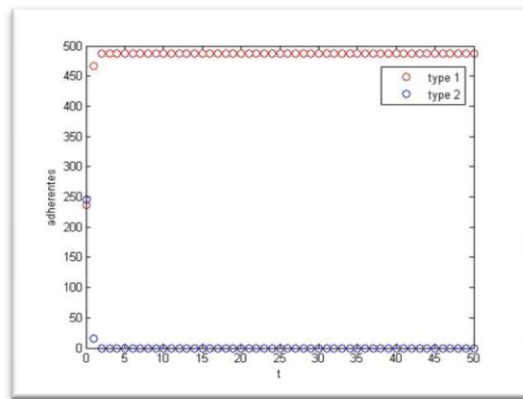


Figura 1.d



Los resultados que se observan en ambas figuras reflejan los efectos de fijar *thresholds* tan disímiles para cada grupo. En particular, para el caso de la figura 1.c en donde el grupo Tipo 1 posee un mayor nivel de umbral al del Tipo2, refleja una adherencia cuasi nula del primero, mientras que el segundo grupo alcanza un estado estacionario de máxima participación. Por su parte, en el caso de la figura 1.d la dinámica opera en forma inversa.

Un resultado saliente de este análisis, es que a diferencia del modelo “a”, en donde se identificaba la adherencia en el período 0, como el punto de inflexión para el alcance de diferentes tipos de equilibrios estacionarios, en el modelo “b”, no se identifica dicho patrón. En particular, aún cuando en la figura 1.c, como 1.d se reflejen participaciones minoritarias en el período 0 por parte de los agentes del tipo 2 en la primera figura, y del tipo 1 en la segunda, son justamente dichos grupos los que alcanzan los máximos niveles de adherencia. **Este hecho, convalida el papel central que desempeña la presencia de *thresholds* disímiles para cada grupo de agentes, a la hora de explicar la polarización de adherencia entre ambos grupos de agentes**

c)

Por último, se hará una variación del parámetro k, grado de conectividad de la red, respecto a un modelo con igual *threshold* para ambos grupos de agentes (i.e. modelo “a”), o uno con variación de los umbrales relativos (i.e. modelo “b”). Se tomarán dos valores de k diferentes, k=15 y k=5, equivalentes a 7.5 y 2.5 *links* por cada agente.

Figura 1.e

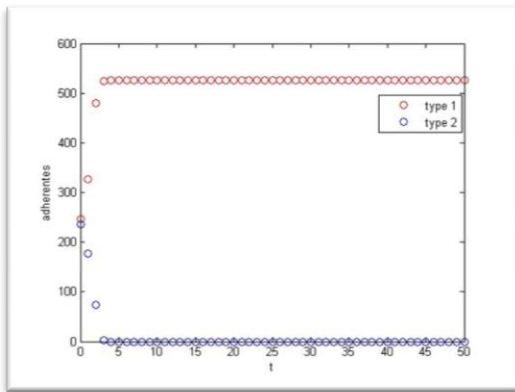


Figura 1.f

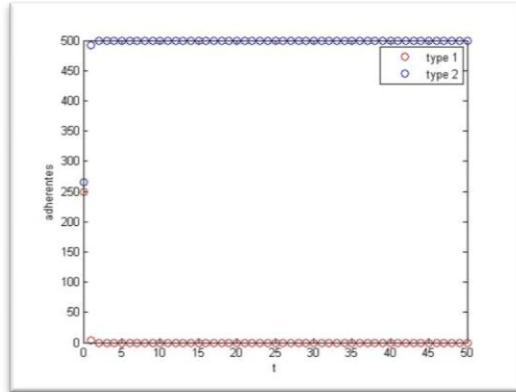


Figura 1.g

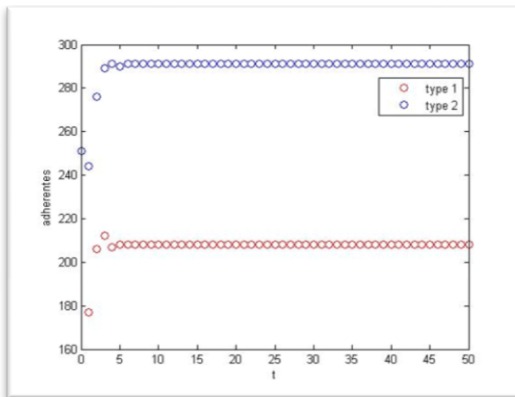
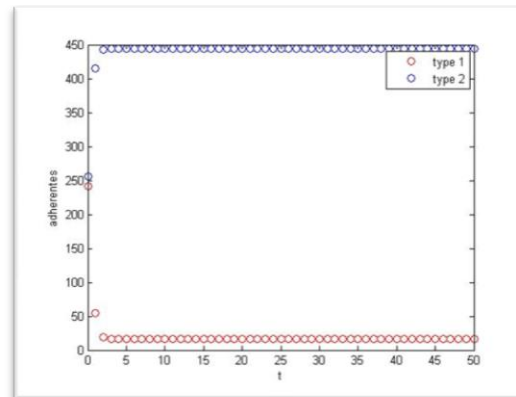


Figura 1.h



En la figura 1.e se puede observar la dinámica de adherencia de cada grupo de agentes con un grado de conectividad igual a 15 ($k=15$), y un nivel de *threshold* homogéneo para cada tipo de agente ($\text{threshT1}=\text{threshT2}=0.5$). Un dato saliente en comparación a los resultados del modelo “a”, es que se percibe una convergencia a hacia los estados estacionarios de cada grupo con mayor velocidad en este modelo. Mientras que en el modelo “a”, se alcanzaría el estado estacionario, aproximadamente, en la quinta iteración, en este modelo, la convergencia sería a partir de la segunda o tercera iteración. Esto reflejaría que un mayor grado de conectividad de la red, en un contexto de umbrales homogéneos, acelera la convergencia a los estados estacionarios de adherencia de cada grupo.

La figura 1.f, con un grado de conectividad ($k=15$) y un nivel de umbrales diferenciados ($\text{threshT1}=0.8$; $\text{threshT2}=0.2$) señalaría un patrón similar al resultado en la figura anterior, aunque de menor intensidad. Es decir, que en comparación con el modelo “b”, se puede observar una ligera aceleración en la convergencia hacia los estados estacionarios de cada grupo de agentes con un grado de conectividad de la red superior.

Por último, tanto en la figura 1.g ($k=5$ y $\text{threshT1}=\text{threshT2}=0.5$) como en la figura 1.h ($k=5$ y $\text{threshT1}=0.8$; $\text{threshT2}=0.2$) se puede observar un resultado llamativo, respecto a los modelos anteriores y es que independiente del tipo de fijación de *thresholds* (i.e. homogéneo o no), un menor nivel de conectividad de la red, impacta en los niveles de estados estacionarios a alcanzar por cada grupo. En particular, para el caso de los grupos con mayor adherencia, tanto en las figuras 1.g como en la 1.h, se alcanzan niveles máximos de adherencias inferiores a los registrados en los modelos anteriores (i.e. 500 agentes aproximadamente), 290 y 450 agentes respectivamente. Paralelamente, para el caso de los grupos de agentes con menor adherencia, se puede observar que a diferencia del estado estacionario alcanzado en los modelos

anteriores (i.e. nivel de adherencia nulo), en las figuras 1.g y 1.h se alcanzan otros niveles de adherencias estacionarios (i.e. 210 y 20 agentes respectivamente). **En conclusión, pareciera que un mayor grado de conectividad de la red impacta positivamente en el nivel de adherencia estacionario del grupo de agentes mayoritario, pero negativamente en el del grupo minoritario, es decir que un mayor nivel de k hace crecer la polarización en la adherencia de cada grupo.**

Haciendo un resumen de los principales hechos estilizados identificados en cada uno de los modelos anteriormente tratados, se identifican 2 como los más salientes:

- **La fijación de niveles de *thresholds* disímiles para cada grupo de agentes es determinante para explicar el nivel de polarización de adherencia a una determinada protesta entre ambos grupos de agentes.**
- **Un mayor grado de conectividad de la red impacta positivamente en el nivel de polarización de la adherencia a una determinada protesta entre ambos grupo de agentes.**

4.2 Análisis de Sensibilidad de Parámetros

Para comprobar los hechos estilizados identificados en la sección anterior, desestimando así que los resultados obtenidos hayan sido producto de fijaciones arbitrarias de los parámetros, se realizarán a continuación 3 pruebas de sensibilidad de parámetros.

a) Análisis de Sensibilidad de parámetro *threshT1*

Fijando una población de 1000 individuos ($N=100$), un grado de conectividad igual a 10 ($k=10$) y un *threshold* de adherencia para los agentes del tipo 2 de 0.5 ($threshT2=0.5$), se procede a hacer un análisis del impacto de la variación del *threshold*⁶ de los agentes del tipo 1, en el nivel de adherencia promedio de cada grupo de agentes.

Figura 1.g

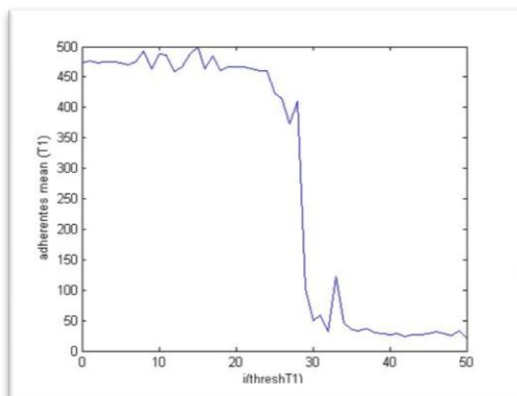
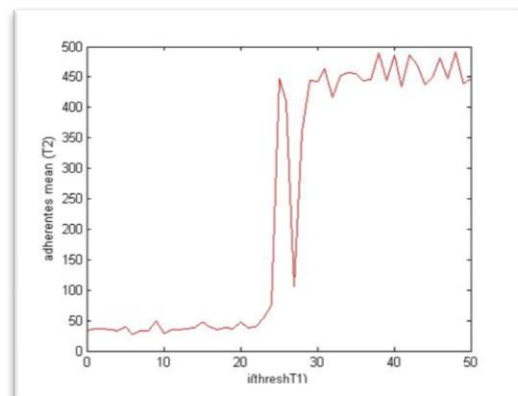


Figura 1.h



⁶ En el eje x, se reflejan indirectamente los distintos valores del *threshT1* en las figuras 1.g y 1.h. Es decir, Sea $i=[0,50]$ un vector de números enteros, el valor del *threshT1* queda definido como: $threshT1 = i/50$

En la primera figura 1.g, se puede observar la evolución de la adherencia promedio del grupo de agentes tipo 1 a medida que el valor de su *threshold* varía. En la misma se distingue un punto de inflexión, que coincide aproximadamente con $threshT1=0.5$, lo cual coincide con el resultado esperado, ya que ese valor indica el límite para que los valores umbrales de T1 sean menores a los del T2 (fijado en $threshT1=0.5$). La dinámica inversa opera en la dinámica de adherencia promedio del grupo de agentes del tipo 2 (figura 1.h), debido a que opera el mismo mecanismo descrito. **Ambas dinámicas presentadas, convalidan los resultados del modelo “b”, en el cual se comprobó la importancia de fijar thresholds disímiles para explicar los procesos de polarización de adherencia a las manifestaciones entre ambos grupos de agentes. En otras palabras, a mayor divergencia en los niveles de thresholds de cada grupo, mayor polarización en los niveles de adherencia de cada uno de ellos.**

b) Análisis de Sensibilidad de parámetro threshT2

Fijando una población de 1000 individuos ($N=100$), un grado de conectividad igual a 10 ($k=10$) y un *threshold* de adherencia para los agentes del tipo 1 en 0.5 ($threshT1=0.5$), se procede a hacer un análisis del impacto de la variación del *threshold*⁷ de los agentes del tipo 2, en el nivel de adherencia promedio de cada grupo de agentes.

Figura 1.i

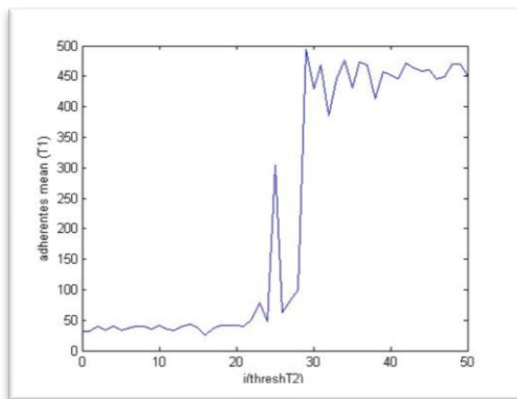
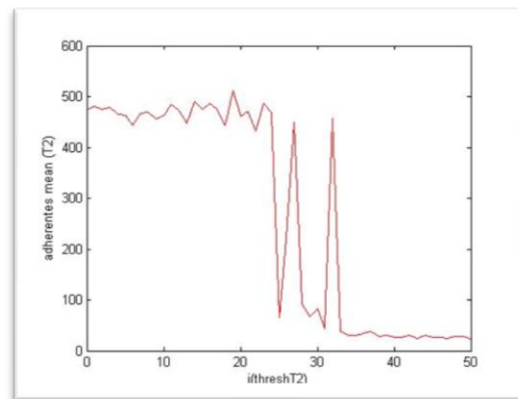


Figura 1.j



Los resultados obtenidos en las figuras 1.i y 1.j, son un reflejo de la dinámica operada en el caso del análisis de sensibilidad para el parámetro *threshT1*. En particular, en la primera figura se detecta un punto de inflexión cercano al $threshT2=0.5$, a partir del cual la adherencia del grupo T1 registra un salto, convergiendo a su máximo de adherencia de alrededor del 50% de la población total. En forma inversa, opera la evolución de adherencia de los agentes T2, el cual a partir del traspaso de dicho umbral, fijado aproximadamente en $threshT2=0.5$, converge hacia un estado estacionario cercano al 0% de adherencia.

c) Análisis de Sensibilidad de parámetro k

Para este análisis se realizarán 2 pruebas, una con thresholds homogéneos (i.e. $threshT1=threshT2=0.5$), y la otra con thresholds heterogéneos (i.e. $threshT1=0.8$; $threshT2=0.2$). En todas, con una población de 1000 individuos ($N=100$), se procederá a analizar el impacto de la variación del grado de conectividad k en el nivel de adherencia promedio de cada grupo de agentes.

⁷ En el eje x, se reflejan indirectamente los distintos valores del *threshT2* en las figuras 1.i y 1.j. Es decir, Sea $i=[0,50]$ un vector de números enteros, el valor del *threshT2* queda definido como: $threshT2= i/50$

Figura 1.k

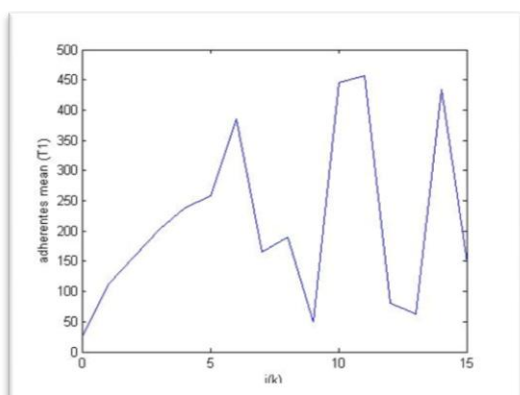
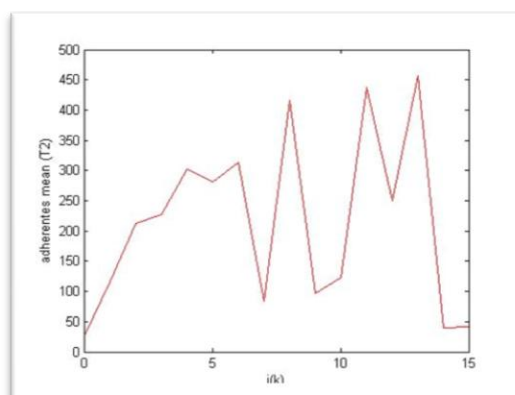


Figura 1.l



En el primer par de figuras, se puede distinguir un patrón similar presente en ambas. En particular, dado la fijación de niveles de *thresholds* homogéneos para cada grupo, se presenta una evolución del tipo *random walk* en los niveles de adherencia. **Este patrón de comportamiento, ratificaría los resultados encontrados en el modelo “a”, en el cual una mayor adherencia de un determinado grupo estaría condicionada por el nivel de adherencia del período anterior a $t=0$, el cual tal como se explicitó anteriormente, está en función de la adherencia en el período anterior fijado aleatoriamente.**

Figura 1.m

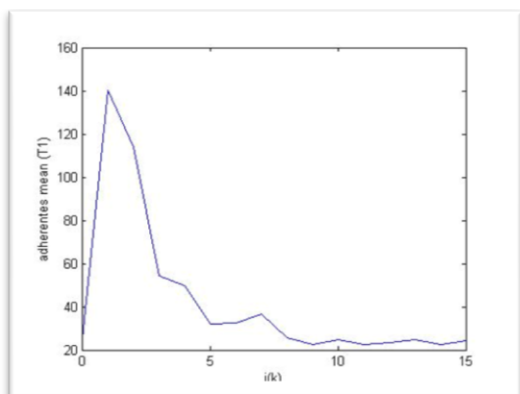
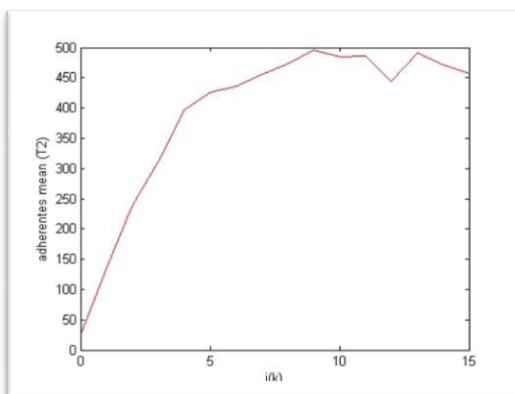


Figura 1.n



Por su parte, las figuras 1.m y 1.n, ratifican uno de los resultados más salientes del presente trabajo. En particular, en este caso en donde el umbral del grupo de agentes del tipo1 está fijado muy por encima del tipo2 (i.e. $threshT1=0.8$; $threshT2=0.2$), se distingue que la polarización es creciente entre ambos a mayores niveles de grados de conectividad, en este caso, mientras que la adherencia de los agentes tipo 1 comienzan a converger a un equilibrio de nula participación, la de los agentes del tipo dos lo hacen hacia un equilibrio de máxima participación que alcanza aproximadamente el 50% de la población total. **En este sentido, esta prueba de sensibilidad para el parámetro k , ratifica las conclusiones preliminares del modelo “c”, en donde un mayor grado de conectividad de la red impacta en una mayor polarización en las adherencias promedio de cada grupo agentes.**

5. Reflexiones Finales

Retomando el objetivo que dio lugar al presente trabajo, el cual se basó en el estudio de los mecanismos subyacentes que operan en los procesos de organización de protestas sociales, particularmente haciendo foco en el análisis de las redes sociales al considerarlas como facilitadoras del nivel de conectividad de los agentes, se señalarán algunos comentarios y conclusiones finales.

En primer lugar, un aspecto saliente del presente trabajo que difiere del abordaje básico de los modelos de contagios y de modas, es la inclusión de agentes heterogéneos. Dicha inclusión permitió alcanzar resultados que difieren significativamente de los primeros. En particular, se permitió identificar un fenómeno de polarización por parte de los distintos agentes. Dicho fenómeno estaría principalmente condicionado tanto por la fijación de umbrales de *adherencia* diferentes para cada grupo, como por el grado de conectividad de la red.

Respecto a la fijación de *thresholds* de adherencias disímiles para cada grupo, la misma cobra gran relevancia para explicar los episodios de protestas señalados. Por ejemplo, si se toma el caso de las protestas denominadas “*anti-K*” como fueron los episodios del 13S, 8N o 18A, es razonable pensar que niveles extremadamente diferentes operaron en los distintos tipos de agentes de la sociedad (i.e. simplificada, K y anti-K). De ahí que se puede desprender un escenario social altamente polarizado respecto a la adherencia entre los diferentes tipos de agentes a la protestas.

Por otra parte, en línea con el objetivo de analizar el impacto de las redes sociales en dichos procesos de organización colectivos, se utilizó la variable “k” como proxy del grado de conectividad de la red. A *priori*, el supuesto de que dichos espacios de interacción digitales facilitan la conectividad de los agentes se motivó en los numerosos episodios de protestas tanto a nivel local como internacional ya mencionados, a los cuales se les atribuyó un común denominador para explicar su gran nivel de difusión y participación, las redes sociales.

En este sentido, el análisis del grado de conectividad concluyó en que un mayor grado del mismo impacta en una mayor polarización en las adherencias de cada grupo agentes. Este resultado también revestiría una interpretación lógica, en el sentido de que cuando a los agentes se les facilita el contacto con una mayor cantidad de “vecinos”, se les permite identificar, en mayor medida, el comportamiento de aquellos que compartan su misma “tipología”. En otras palabras, y retomando el ejemplo anterior, un agente “anti-K” al estar en conocimiento de que una mayor cantidad de contactos con su misma ideología asistieron a una determinada movilización, es más propenso de que este agente en cuestión también asista a la misma. El comportamiento opuesto operaría para el caso de un agente “K”, el cual al estar en mayor conocimiento de que mayor cantidad de agentes “anti-K” asisten a una movilización, menos propenso está a asistir a la misma.

En resumen, el presente trabajo realizó un análisis de algunos de los mecanismos que operan en los procesos de organización de protestas, focalizando en el papel de la ampliación de la conectividad a través de facilitadores como lo son las redes sociales, al tiempo que identificó fenómenos de polarización al introducir agentes heterogéneos.

Referencias Bibliográficas

Heymann, D., Perazzo, R., & Zimmermann, M. (2011). Modelos económicos de múltiples agentes: una aproximación de la economía desde los sistemas complejos. Material de Cátedra de la materia Racionalidad Acotada. UDESA

Lovejoy, K., & Saxton, G. D. (2012). Information, Community, and Action: How Nonprofit Organizations Use Social Media*. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 17(3), 337-353.

Papacharissi, Z. (Ed.). (2010). *A Networked self: identity, community, and culture on social network sites*. Routledge.

Valenzuela, S. (2012, July). Protesting in the age of social media: Information, opinion expression and activism in online networks. In *The 5th Latin American Public Opinion Congress*.

Watts, D. J. (2002). A simple model of global cascades on random networks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 99(9), 5766-5771.

Anexo

Codigo: run.m

```
clc
clear
%% Setup de parametros

N = 1000;
k = 5;
threshT1=0.8;
threshT2=0.2;
T=2*randint(1,N,[1,2])-3*ones(1,N);
V=randint(1,N,[0,1]);
T1 = [];
T2 = [];
step = 0;
nsteps = 50;

% Crear red aleatoria
adj = zeros(N);
nlinks = N*k/2;
while nlinks > 0,
nlinks
    x = [floor(rand*1000)+1 floor(rand*1000)+1];
while adj(x(1),x(2)) == 1 || x(1) == x(2),
    x = [floor(rand*1000)+1 floor(rand*1000)+1];
end

adj(x(1),x(2))=1;
adj(x(2),x(1))=1;

nlinks = nlinks - 1;
end

%% Actualizacion
T1 = [T1 length(intersect(find(V==1),find(T==1)))]];
T2 = [T2 length(intersect(find(V==1),find(T==-1)))]];
while step < nsteps,
step
sel=1:N; % elige un orden aleatorio de visita
for i=1:N,
    temp1=floor(rand*1000)+1;
temp=sel(temp1);
sel(temp1)=sel(i);
```

```

sel(i)=temp;
end
fori=1:N,
    x=sel(i);
    if T(x)==1,
        thresh=threshT1;
    else
        thresh=threshT2;
    end
    nei = find(adj(x,:)==1); % busco los vecinos
    going = intersect(nei,find(V==1)); % busco los vecinos que van
    sameType = intersect(going,intersect(nei,find(T==T(x)))); % busco los
    vecinos de mismo type que van
    if (length(sameType)/length(going))>thresh,
        V(x)=1;
    else
        V(x)=0;
    end
end
end
    T1 = [T1 length(intersect(find(V==1),find(T==1)))]];
    T2 = [T2 length(intersect(find(V==1),find(T==-1)))]];
step=step+1;
end

%% Graficos
plot(0:nsteps, T1, 'ro', 0:nsteps, T2, 'bo')
legend('type 1','type 2')
xlabel('t')
ylabel('adherentes')

```

Código: runmodel.m

```

function out = runmodel(N,k,threshT1,threshT2)

%% Setup de parametros

T=2*randint(1,N,[1,2])-3*ones(1,N);
V=randint(1,N,[0,1]);
T1 = [];
T2 = [];
step = 0;
nsteps = 10;

% Crear red aleatoria
adj = zeros(N);
nlinks = N*k/2;
while nlinks>0,
    nlinks
        x= [floor(rand*1000)+1 floor(rand*1000)+1];
    while adj(x(1),x(2)) == 1 || x(1) == x(2),
        x= [floor(rand*1000)+1 floor(rand*1000)+1];
    end

    adj(x(1),x(2))=1;
    adj(x(2),x(1))=1;

    nlinks = nlinks - 1;
end

```



```

%% Actualizacion
T1 = [T1 length(intersect(find(V==1),find(T==1)))]];
T2 = [T2 length(intersect(find(V==1),find(T==-1)))]];
while step<nsteps,
step
sel=1:N; % elige un orden aleatorio de visita
for i=1:N,
    temp1=floor(rand*1000)+1;
temp=sel(temp1);
sel(temp1)=sel(i);
sel(i)=temp;
end
for i=1:N,
    x=sel(i);
if T(x)==1,
thresh=threshT1;
else
thresh=threshT2;
end
nei = find(adj(x,:)==1); % busco los vecinos
going = intersect(nei,find(V==1)); % busco los vecinos que van
sameType = intersect(going,intersect(nei,find(T==T(x)))); % busco los
vecinos de mismo type que van
if (length(sameType)/length(going))>thresh,
    V(x)=1;
else
    V(x)=0;
end
end
    T1 = [T1 length(intersect(find(V==1),find(T==1)))]];
    T2 = [T2 length(intersect(find(V==1),find(T==-1)))]];
step=step+1;
end

out = mean(T1)
%plot(0:nsteps, T1, 'r+', 0:nsteps, T2, 'b+')
%legend('type 1','type 2')
%xlabel('t')
%ylabel('adherentes')

```

Codigo: sensitivityrun.m

```

out = []
for i=0:15
out = [out runmodel(1000,i/1,0.2,0.8)];
end

plot(0:15,out,'b-')
xlabel('i(threshT1)')
ylabel('adherentes')

```