# ESTUDIO DE DISTINTOS MODELOS DE CONTAGIO SOBRE UNA RED DE AEROPUERTOS

GRUPO 3

JOSE LUIS GOMEZ ALONSO
ZHIHAO ZHENG

# Índice

- 1. Descripción del Proyecto
- 2. Acerca de la Red
- 3. Visualizaciones
- 4. Acerca de los Modelos y Algoritmos
- 5. Métricas
- 6. Acerca de los Casos Base
- 7. Simulaciones con Distintas Tasas de Infección
- 8. Simulaciones con Distintas Tasas de Recuperación
- 9. Simulaciones con Distintas Cuarentenas
- 10. Simulaciones con Distinto Paciente Cero
- 11. Resumen de Conclusiones

# Descripción del Proyecto

Nuestro proyecto final consiste en simular los distintos modelos de contagio (SI, SIS y SIR) sobre una red real de aeropuertos, estudiar la evolución de estos modelos a lo largo del tiempo, y comparar los resultados obtenidos en las simulaciones con los resultados esperados de aplicar las formulas ya definidas para estos modelos.

Además, estudiaremos como afecta la introducción de distintos eventos (eventos aleatorios, posibles cuarentenas, distintos focos desde los cuales empezar la infección, etc.) a la propagación de nuestro agente sobre la red, ya sea extendiendo/disminuyendo el tiempo que nuestro agente tarda en infectar toda la red en el modelo SI, aumentando/disminuyendo la brecha entre la población susceptible e infectada en el modelo SIS, acelerando la extinción de la enfermedad en el modelo SIR, etc.

#### Acerca de la Red

La red que decidimos utilizar en nuestras simulaciones es la red mundial de aeropuertos, y los datasets utilizados para fueron obtenidos de <a href="http://openflights.org/data.html">http://openflights.org/data.html</a>.

El primer dataset (airports.dat) contiene distinta información (País, Ciudad, ID del aeropuerto, etc.) de más de 8000 aeropuertos activos a nivel mundial. Tras filtrar los datos innecesarios, obtuvimos un archivo que solo contenía el ID del aeropuerto, su ciudad, y su latitud y longitud. Estos aeropuertos representan los nodos de nuestra red.

El segundo dataset (routes.dat) contiene información de más de 67000 rutas que conectan los distintos aeropuertos, aunque muchas de estas rutas se repiten en muchas ocasiones. La única información que utilizamos de este dataset fueron los ID de los aeropuertos de origen y destino. Estas rutas representan las aristas que unen los distintos nodos de nuestra red.



## Visualizaciones

Las gráficas de los resultados fueron creadas con Microsoft Excel 2016. Para ello, lo primero que hay que hacer es sustituir los puntos de los números decimales del csv de salida por comas (Excel 2016 no reconoce decimales con punto). Luego, abrirlo con Excel y en la pestaña de Insertar, escoger Grafos Recomendados, y luego el tipo Línea.

# Acerca de los Algoritmos

Nuestra aplicación es capaz de simular los 3 modelos de contagio simple que hemos estudiado: Modelo SI, Modelo SIS y el Modelo SIR.

Una vez introducidos los parámetros y la red sobre la que se realizara la simulación, nuestro algoritmo sigue los siguientes pasos:

- 1. Se leen los archivos de nodos y enlaces seleccionados por los usuarios para inicializar la red.
- 2. Se crea una lista con los nodos que podrían entrar en cuarentena si esta llegase a activarse
- 3. Según la opción escogida por el usuario el programa seleccionara: un nodo al azar de entre toda la red (opción Aleatorio), un nodo al azar con un grado mayor a 170, o un nodo al azar con grado menor a 6.

#### Tras esto entramos en el bucle principal del programa.

- 4. Lo primero que se hace será llamar a la función que se encarga de transmitir la infección. Esta función recorre nuestra lista de nodos en busca de los infectados. Cuando se topa con uno, se obtiene la lista de sus vecinos, y se intenta infectar a cada uno. La infección dependerá de si el resultado de generar un número aleatorio (entre 0 y 1000) y dividirlo por 1000 es menor a la tasa de infección introducida por el usuario. Si lo es, el vecino se infectará, si no, se pasa al siguiente vecino y se repite el proceso.
- 5. Si se ha escogido el modelo SIS o SIR, el siguiente paso será llamar a la función que se encarga de la recuperación de los nodos infectados. Esta función itera sobre la red en busca de nodos infectados. La recuperación de los nodos dependerá de la misma división de un número aleatorio que se hace en la función de transmisión, pero en este caso el número deberá ser menor a la tasa de recuperación introducida por el usuario.
- 6. En caso de estar habilitados, lo siguiente serán los eventos aleatorios (Random Walks). En nuestro algoritmo, los eventos aleatorios consisten en seleccionar de forma aleatoria un nodo de la red e infectarlo. Estos eventos no ocurren en cada iteración, sino que dependen de otros 2 parámetros introducidos por el usuario: La frecuencia de los Random Walks, la cual indica cada cuantas iteraciones se debe producir un evento aleatorio, y el Modo Especial.
- 7. Si se ha escogido un porcentaje para activar la cuarentena mayor que cero, y el porcentaje de población susceptible se encuentra por debajo de este, se procederá a activar la cuarentena. Se pondrán en cuarentena aquellos nodos pertenecientes a la lista creada en el paso 2 que aún no han sido infectados.
- 8. El bucle terminara cuando se alcance el número de iteraciones máximo introducido por el usuario, cuando la población susceptible llega a cero, o cuando la infección es erradicada.

## Métricas

Ya que vamos a analizar los efectos de distintos parámetros sobre la transmisión de un agente, las métricas que vamos a utilizar son 2:

- Porcentajes de Población: Lo utilizaremos para saber con detalle cual es la proporción de población infectada/susceptible en cada fase del contagio.
- Tiempo: Nos servirá para conocer la velocidad de trasmisión de nuestro agente.

## Acerca de los Cases Base

Debido a la gran cantidad de parámetros modificables por el usuario a la hora de simular los modelos de contagio, decidimos generar una simulación de cada modelo con unos parámetros fijos. Estas simulaciones nos servirán como base para estudiar los diferentes efectos que tienen estos parámetros a la hora extender la infección sobre nuestra red.

Los parámetros que utilizamos fueron:

Tasa de Infección	0.5			
Tasa de Recuperación (*)	0 / 0.5			
Número de Iteraciones	150			
¿Random Walks?	Si			
Frecuencia de los Random Walks	5			
¿Modo Especial?	Si			
% Necesario Para Activar la Cuarentena	0.85			
Grado Mínimo para entrar en Cuarentena	75			
El 1.º Nodo infectado será	Aleatorio			

<sup>\*</sup>Los casos base de los modelos SIS y SIR cuentan con una tasa de recuperación igual a la de infección. Para el modelo SI, esta tasa es igual a 0.

Los parámetros relacionados con los eventos aleatorios (tanto su activación como su frecuencia) y el modo especial son fijos para todas nuestras simulaciones, tanto las base como las que no lo son.

La razón detrás de esta decisión es que existen nodos de la red que no están conectados al componente gigante, sino que forman sus propias componentes conexas, aisladas del resto. Estos nodos (28 en total) forman un total de 7 componentes conexas pequeñas.

De no existir eventos aleatorios en la red, nuestro patógeno sería incapaz de infectar a todos los nodos de la red.

El parámetro 'Modo Especial' condiciona el comportamiento de los eventos aleatorios. Cuando esta desactivado, nuestro algoritmo escogerá de forma aleatoria un nodo de la red e intentará infectarlo, si no está infectado ya, pero cuando está activado, el algoritmo realizara la misma selección aleatoria, pero esta vez sobre una lista que contiene solo nodos susceptibles. Este parámetro es muy importante a la hora de extender nuestro patógeno por la red ya que, de no estar activado, tardaríamos muchísimo más tiempo en infectar los nodos aislados, por que tendríamos que esperar que la selección aleatoria no solo escoja un nodo susceptible, sino que este forme parte de una de las componentes conexas aisladas de la componente gigante.

Otro parámetro fijo en todas nuestras simulaciones es el grado mínimo que deben de tener los nodos para ser considerados para la cuarentena. Escogimos el número 75 porque el número de nodos que superaba esta barrera (110 nodos) suponía un 3.3 % del total, y muchos de ellos eran aeropuertos ubicados en Europa y EE. UU, los cuales creemos que serían algunos de los primeros en cerrarse en caso de brote epidémico.

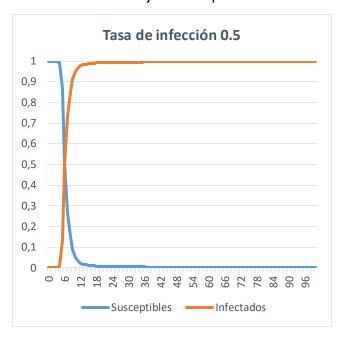
#### Simulaciones con Distintas Tasas de Infección

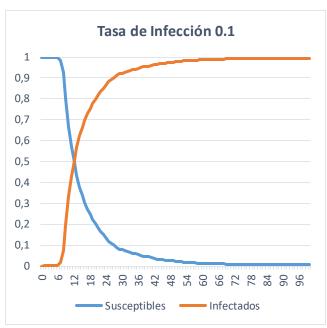
Para estudiar la velocidad de la propagación del contagio bajo diferentes tasas de infección hemos decidido realizar simulaciones con distintas tasas de infección para los modelos SI, SIS y SIR. Las tasas de infección que vamos a comparar con los casos base son: 0.1, 0.25, 0.75, y 0.9.

Tasa	N⁰	RW?	Frec.	Modo	%	Grado Mínimo	Paciente
Recup.	lter.		RW	Especial	Cuarentena	para Cuarentena	Cero
0 / 0.5	150	Si	5	Si	0.85	75	Aleatorio

## 1. Infección al 0,1%

**Modelo SI:** Observamos que existe una diferencia visible en la forma que toma la infeccion con una tasa de infeccion baja con respecto al caso base



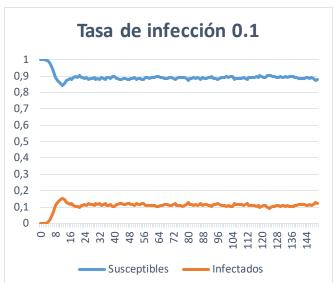


Con la tasa al 0.1, la infección crece de manera más lenta, y no es hasta el tiempo 20 cuando logra infectar al 80% de aeropuertos respecto a la tasa de infección 0,5 en la que para el tiempo 20 casi la totalidad de la red ha sido ya infectada. Además, observamos que tarda más tiempo en comenzar a infectar nuestra red de manera exponencial.

Con esto llegamos a la conclusión de que, si la tasa de infección es baja, la infección se dilatará más en el tiempo antes de extenderse de manera completa por la red, y tendrá por norma general un arranque menos acelerado.

**Modelo SIS:** Observamos como existe una diferencia visible en la forma que toma la infeccion con una tasa de infeccion baja con respecto al caso base.

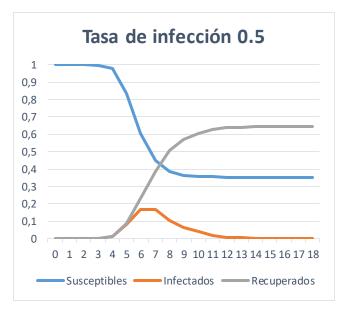


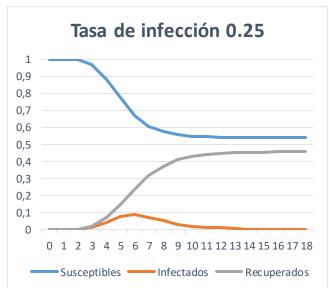


Para este modelo, la tasa de infección está directamente relacionado con el porcentaje de población infectada, pero al tener una tasa de recuperación 0.5, este porcentaje llega a un máximo, y a partir de entonces, los infectados y susceptibles solo varían en un intervalo de (-0.1, +0.1). Además, tarda más tiempo en comenzar a infectar nuestra red de manera exponencial.

Con esto llegamos a la conclusión de que, si la tasa de infección es baja, la constante de nodos infectados se mantendrá continua con un bajo porcentaje.

**Modelo SIR:** Para este modelo, utilizamos 0.25 en lugar de 0.1 para que se aprecien mas las diferencias, y observamos que existe una diferencia en la forma que toma la infección con una tasa de infección baja con respecto al caso base.





Al cambiar la tasa de infección, observamos cómo el pico máximo que alcanza el porcentaje de población infectada es menor que en el caso base (0,18>0,1) y eso se refleja en el número de nodos susceptibles y recuperados al finalizar la infección. Y una vez que el número de infectados sea 0, entonces ninguno aeropuerto está infectado, y a partir a ese instante, el grafico no cambia.

Concluimos que, si la tasa de infección es baja, tanto el número de nodos infectados como el de recuperados serán menores.

#### 2. Infección al 0,75%

**Modelo SI:** Observamos como existe una diferencia visible en la forma que toma la infeccion con una tasa de infeccion alta con respecto al caso base

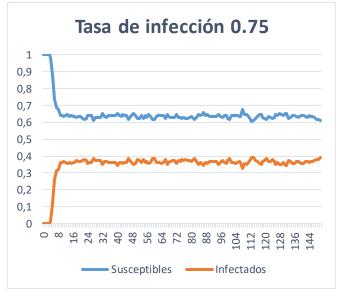


Con la tasa al 0.75, la infección crece de manera más rápida, habiendo infectado cerca de la totalidad de la red es un tiempo 11 días, siendo más rápido que el caso base. Además, podemos observar que tarda mucho menos días en infectar la red totalmente.

Con esto, llegamos a la conclusión de que, si la tasa de infección es alta, la infección se dilatará menos en el tiempo antes de extenderse de manera completa por la red y tendrá por norma general un arranque más acelerando.

**Modelo SIS:** Observamos como existe una diferencia visible en la forma que toma la infeccion con una tasa de infeccion alta con respecto al caso base

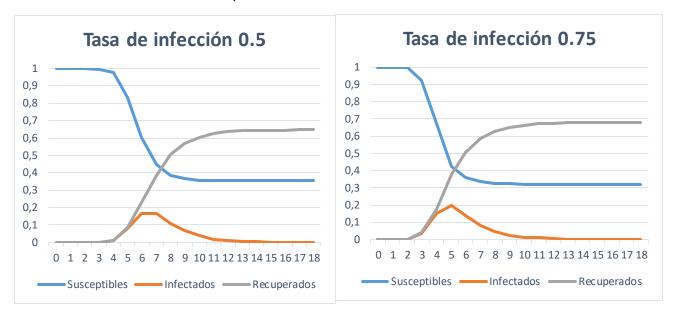




Para este modelo, la tasa de infección está directamente relacionado con el porcentaje de población infectada, pero al tener una tasa de recuperación 0.5, este porcentaje llega a un máximo, y a partir de entonces, los infectados y susceptibles solo varían en un intervalo de (-0.4, +0.4). Además (como en la anterior practica) tarda más tiempo en comenzar a infectar nuestra red de manera exponencial.

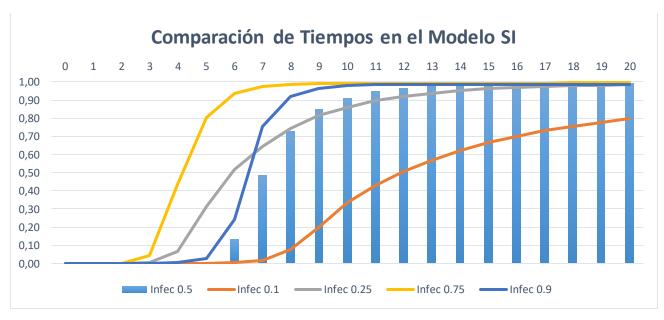
Con esto, llegamos a la conclusión de que, si la tasa de infección es alta, la constante de nodos infectados se mantendrá continua con un alto porcentaje.

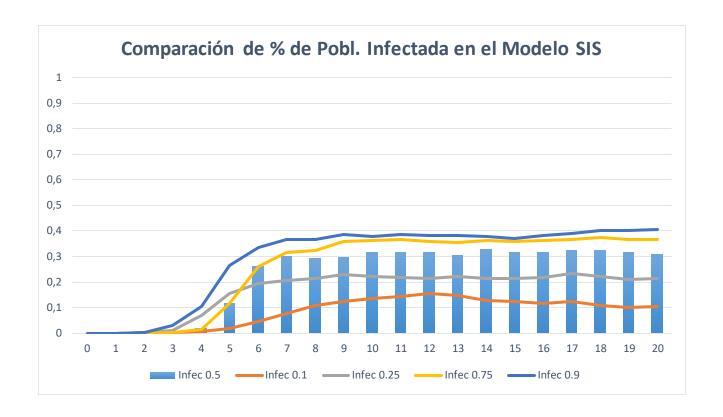
**Modelo SIR:** Observamos como existe una diferencia visible en la forma que toma la infeccion con una tasa de infeccion alta con respecto al caso base

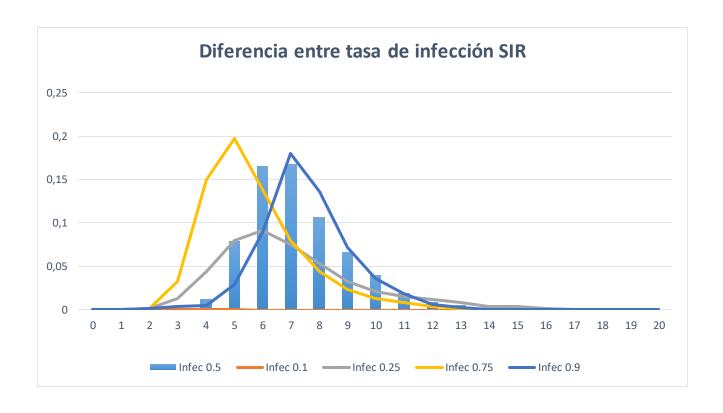


A cambiar la tasa de infección, observamos cómo el pico máximo que alcanza el porcentaje de población infectada es mayor que en el caso base (0,2<0,18) y eso se refleja en el número de nodos susceptibles y recuperados al finalizar la infección. Y una vez que el número de infectados sea 0, entonces ninguno aeropuerto está infectado, y a partir a ese instante, el grafico no cambia.

Concluimos que, si la tasa de infección es alta, tanto el número de nodos infectados como el de recuperados serán mayores.







# Simulaciones con Distintas Recuperaciones

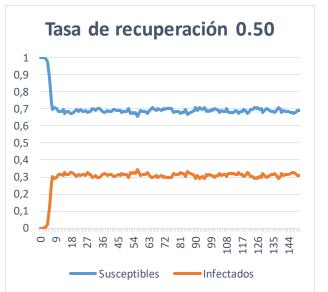
Queremos saber si la tasa de recuperación es un factor clave para la transmisión de la infección en nuestra red. Para ello hemos realizado con los 2 modelos que pueden trabajar de forma variante con este dato, distintas simulaciones acerca de esto, mostrando las más importantes. Las simulaciones se generaron utilizando los siguientes parámetros:

Tasa	Nº Iter.	RW?	Frec.	Modo	Grado Mínimo	%	1º Nodo
Infec.			RW	Especial	para Cuarentena	Cuarentena	Infectado
0.5	200	Si	3	Si	75	0.85	Aleatorio

Los resultados que esperábamos obtener, antes de realizar las nuevas simulaciones, eran distintas evoluciones para los modelos SIS y SIR en como afectaba la recuperación a largo plazo, es decir de qué manera finalizarían los valores de la infección; y a corto plazo, si se llegaba a infectar el modelo.

## 1. Recuperación al 0,1%

**Modelo SIS:** En esta simulación podemos observar cómo cambia drásticamente la forma con la que se transmite la infección por nuestra red

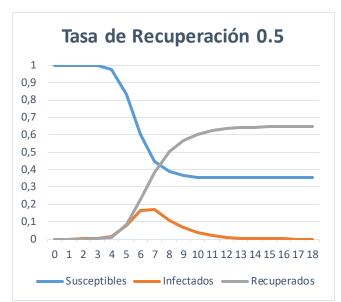


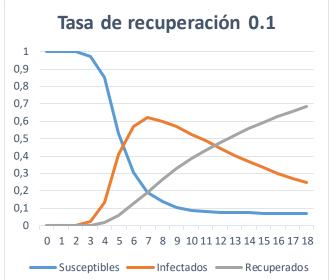


Podemos observar como la infección se reproduce de manera similar a un modelo SI y cuando queda poco para infectar a casi la totalidad de la población se mantiene en un valor estable de infección-recuperación-infección.

Concluimos que una baja tasa de recuperación en un modelo SIS influye notablemente en la evolución de la infección de la misma.

**Modelo SIR:** En esta simulación podemos observar cómo la red tiene un comportamiento significativamente distinto a su caso base





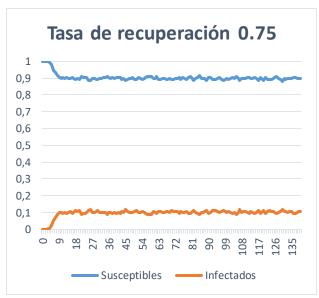
Observamos como la red tiene un comportamiento parecido a una en la que no hubiera ninguna tasa de recuperación. Al no tener alta tasa de recuperación que la coarte, la red evoluciona de manera agresiva y directa llegando a un pico de infección en el que el mas del 60% de la población ha sido infectada en un momento de tiempo en escasos días. Al tener una tan baja tasa de recuperación, el número de infectados tarda bastante en llegar a su punto más bajo desde entonces, más concretamente cerca de 50 días respecto a los cerca de 12 que tarda el caso base en terminar su infección. Debido al tan alto número de infectados, los nodos que se quedan, cuando la infección termina, en modo recuperado es muy alta.

Podemos concluir entonces que una baja tasa de recuperación en un modelo SIR influye de manera drástica en la evolución de la infección de la misma.

#### 2. Recuperación al 0,75%

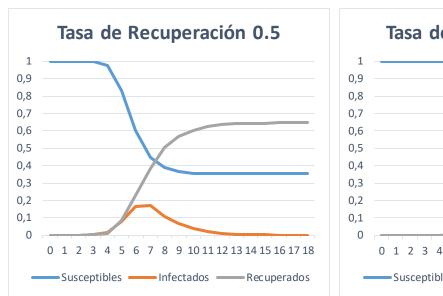
**Modelo SIS:** En esta simulación podemos observar cambios progresivos al anterior análisis en la propagación

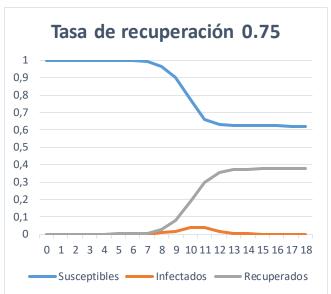




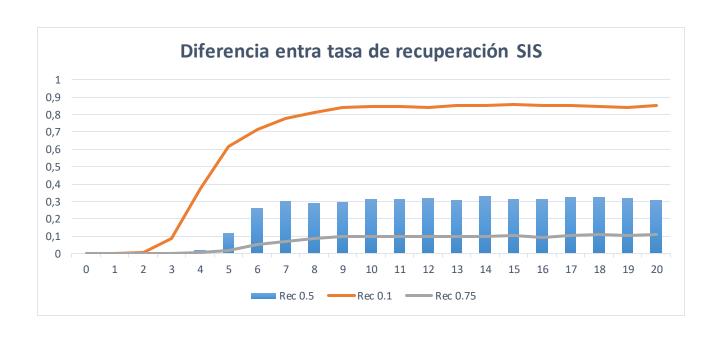
Podemos observar según nos vamos aumentado la tasa de infección esto se refleja en la práctica con un menor número de infectados y más gente susceptible. Nos hemos encontrado con 2 casos diferentes: uno en el que la población de infectados y susceptibles se mantenían en un cambio constante en una parte muy pequeña de la población y otro caso en el que la recuperación era tan grande que la infección terminaba en sus primeros días de vida

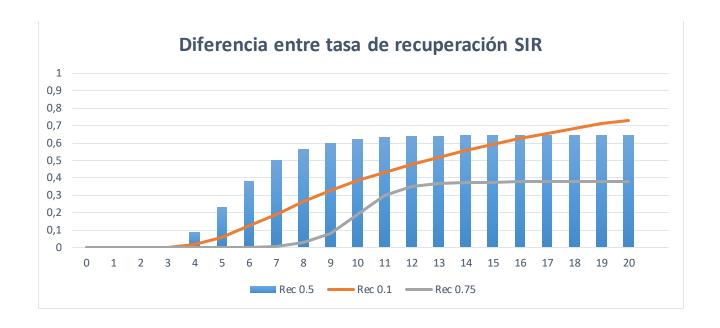
**Modelo SIR:** En esta simulación podemos observar cómo la red tiene un comportamiento distinto a su caso base





Vemos como con una tasa de recuperación mayor que la tasa de infección, la infección tarda más en el tiempo en crecer exponencialmente y que no puede llegar a un nivel tan alto como en el caso base. Aun así, se alarga lo suficiente en el tiempo como para que el número de recuperados llegue a un número cercano a la mitad de la población. Aquí también nos hemos encontrado casos el 25% de las veces, en las cuales la infección apenas iniciaba el contagio y moría al no poder propagarse con tanta eficacia con esta tasa de recuperación.





#### Simulaciones con Distintas Cuarentenas

Ante la duda de si la cuarentena afectaba o no a la velocidad con la que se transmite nuestro agente sobre la red, decidimos realizar distintas simulaciones sobre los 3 modelos, en los que la cuarentena se activaría en distintas fases del contagio. Las simulaciones se generaron utilizando los siguientes parámetros fijos:

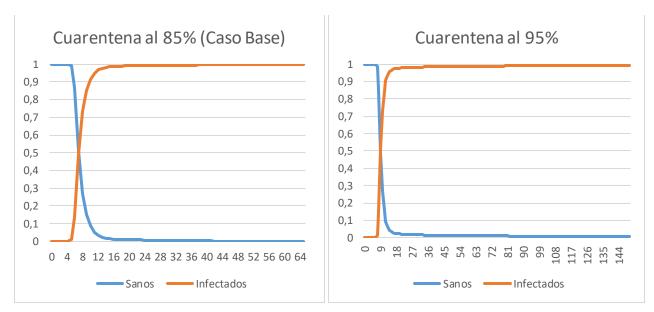
Tasa	Tasa	N⁰ Iter.	RW?	Frec.	Modo	Grado Mínimo	1º Nodo
Infec.	Recup.			RW	Especial	para Cuarentena	Infectado
0.5	0 / 0.5	150	Si	5	Si	75	Aleatorio

En las simulaciones que usamos como casos base, el porcentaje al cual debía disminuir la población susceptible para que la cuarentena se activase era de un 85%. Las siguientes comparaciones se han realizado con simulaciones en los que este factor tomaba 2 valores: Un porcentaje de un 95%, lo cual provocaba que se activase un poco más pronto que en el caso base, y un porcentaje de 0%, lo cual provoca que la cuarentena nunca llega a activarse.

Los resultados que esperábamos obtener, antes de realizar las nuevas simulaciones, eran distintas evoluciones para los modelos SIS y SIR, ya que en estos pensamos que era posible la erradicación del agente si la cuarentena se activaba de forma más prematura.

#### 1. Cuarentena al 95%

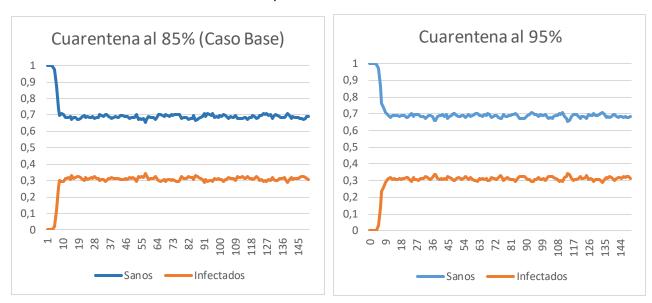
**Modelo SI:** Las simulaciones nos permitieron ver que, en la mayoría de casos, el tiempo que tarda nuestro agente en infectar a toda la población viene determinado por cuan pronto se activa la cuarentena.



En el caso base, nuestro agente tardaba menos de 70 días en infectar toda la red, mientras que nuestra simulación con la cuarentena al 95%, la infección tarda más de 150 días en infectar al 99% de la población. Para confirmar que la activación de la cuarentena era el verdadero factor que provocaba la ralentización del contagio, decidimos efectuar otras 4 simulaciones con los mismos parámetros, de los cuales 3 imitaban el comportamiento observado en la primera simulación.

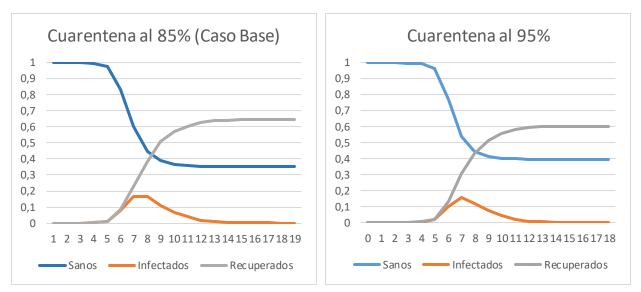
La conclusión a la que llegamos es que, cuanto más pronto se active la cuarentena tras las primeras infecciones, mayor será el tiempo que el agente tarde en contagiar al resto de nodos de la red.

**Modelo SIS:** Como podemos observar en las gráficas de la evolución de la población, la gráfica correspondiente a la activación de la cuarentena al 95% no presenta ninguna diferencia con la evolución del caso base del modelo SIS que hemos estado viendo hasta ahora.



Los porcentajes de población susceptible y población infectada se mantienen estables, rondando entre el 70% y el 30% respectivamente, en ambas simulaciones. **Por lo tanto, podemos asegurar que una activación temprana de la cuarentena no tiene ningún efecto significativo sobre la transmisión de nuestro agente.** 

**Modelo SIR**: Tras algunas simulaciones observamos que, al igual que en el modelo SIS, la cuarentena no es un factor decisivo a la hora de reducir el tiempo en el cual la población infectada se reduce a 0.

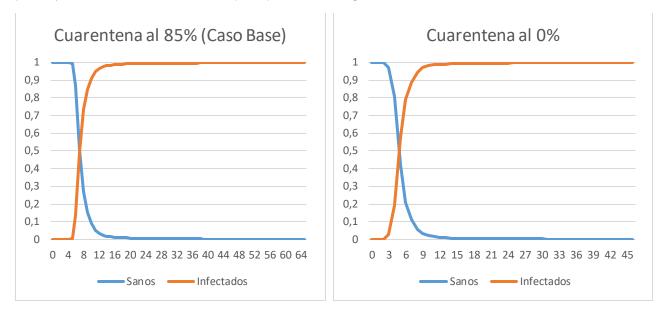


Pero algo interesante que si pudimos observar es que, en más de 4 simulaciones de este modelo con la cuarentena al 95%, la población recuperada y la población susceptible siempre rondaban el 60% y 40% respectivamente. De hecho, el porcentaje más alto de población recuperada al que llegaron estas simulaciones fue de un 61%, mientras que el porcentaje de nuestro caso base del modelo SIR ronda el 64% ~ 65% de la población total.

Creemos que esta pequeña diferencia en los porcentajes se debe a que la cuarentena se activó de manera prematura con respecto al caso base.

#### 2. Cuarentena al 0%

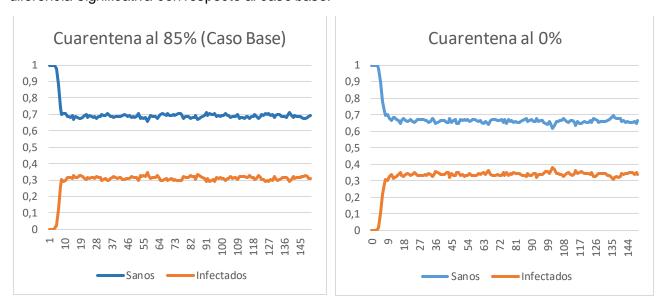
**Modelo SI:** Para las simulaciones en las que nunca activamos la cuarentena, podemos observar que hay una diferencia en los tiempos que tarda el agente en infectar toda la red.



En el caso base, en los que sí existe cuarentena (al 85%), observamos que los días que tarda en extenderse por toda la red es mayor a 60 días (65 días en concreto), mientras que en la simulación en la que no hay cuarentena, este tiempo se reduce a menos de 50 días (46 días en concreto).

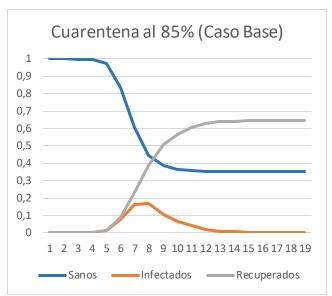
Tras repetir la simulación con los mismos parámetros otras 4 veces, comprobamos que, en efecto, el tiempo para lograr la infección total en las redes sin cuarentena no sobrepasaba los 50 días, siendo 51 días el máximo de 5 simulaciones.

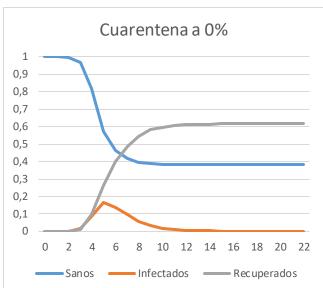
**Modelo SIS:** En todas las simulaciones sobre este modelo, no hemos encontrado ninguna diferencia significativa con respecto al caso base.



La conclusión es que la cuarentena no tendrá ninguna repercusión en este modelo, tanto si se activa con la población susceptible al 85%, como si nunca se activa.

**Modelo SIR:** Para este modelo, gran parte de las simulaciones eran casi idénticas, y todas ellas eran similares al caso base del modelo SIR. La conclusión a la que llegamos es igual a la del modelo SIS antes mencionado: **la cuarentena no tendrá ninguna repercusión en este modelo, tanto si se activa con la población susceptible al 85%, como si nunca se activa.** 





#### Simulaciones con Distinto Paciente Cero

Para comprobar si la selección del primer nodo es importante a la hora de disminuir o incrementar la velocidad a la que se transmite nuestro agente infeccioso, decidimos generar distintas simulaciones sobre los 3 modelos, en los que la cuarentena se activaría en distintas fases del contagio. Las simulaciones se generaron utilizando los siguientes parámetros fijos:

Tasa	Tasa	Nº Iter.	RW?	Frec.	Modo	% Cuarentena	Grado Mínimo
Infec.	Recup.			RW	Especial		para Cuarentena
0.5	0 / 0.5	150	Si	5	Si	0.85	75

En las simulaciones que usamos como casos base, el primer nodo infectado era un nodo escogido de forma aleatoria de entre todos los nodos de la red. Las siguientes comparaciones se han realizado con simulaciones en los que nuestro primer infectado (paciente cero) era, o un nodo con un grado muy bajo (< 6 vecinos), o un hub con un grado muy alto (> 170 vecinos).

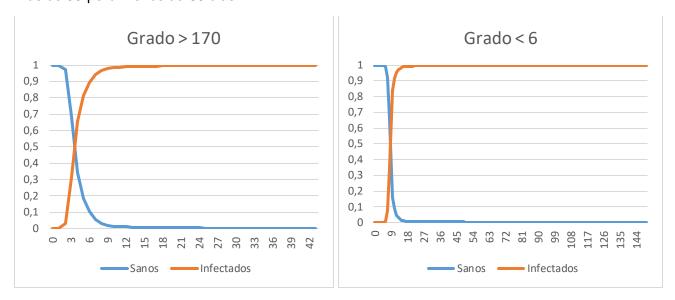
Los resultados que esperábamos obtener, antes de realizar las nuevas simulaciones, eran distintas evoluciones para los modelos SI, SIS y SIR. Para el modelo SI esperábamos que al escoger un hub como primer infectado, la infección tardaría mucho menos que al escoger un nodo de grado bajo, y para los modelos SI y SIR esperábamos que al escoger un nodo de grado bajo como paciente cero, la infección no llegaría a extenderse demasiado, y terminaría siendo erradicada a los pocos días de haber empezado.

Para comprobar si nuestras predicciones son correctas, procederemos a comparar nuestros casos base con las simulaciones que hemos generado.

#### 1. Paciente Cero HUB vs Paciente Cero de Bajo Grado

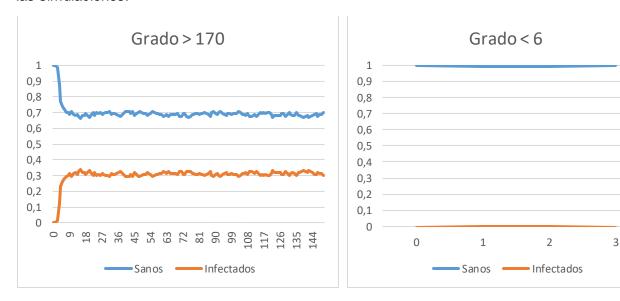
**Modelo SI:** En las simulaciones de este modelo observamos que aquellas que tenían un HUB como paciente cero tardaban pocos días (menos de 50) en infectar toda la red, mientras que aquellas que empezaban con un nodo de grado bajo solían tardar más de 140 días.

Tras muchas simulaciones nos encontramos que todas las que empezaban en un HUB terminaban en menos de 50 días, pero aquellas que empezaban en nodos de grado bajo presentaban 2 tipos de resultados: Unos en los que la infección tardaba más de 140 días, y otros en los que tardaba más de 50 pero menos de 80 días.



Tras estos resultados llegamos a la conclusión de que el grado del primer nodo infectado sí afecta a la evolución de los modelos SI: Cuanto mayor sea el grado del paciente cero, el tiempo que tardará nuestra infección en alcanzar todos los nodos será menor. Y cuando se empieza con nodos de grado muy bajo, el tiempo dependerá de la proximidad de estos nodos con algún HUB.

**Modelo SIS:** En el caso del modelo SIS, nos encontramos con que en la mayoría de las simulaciones que empezaban con un nodo de grado bajo, la infección era erradicada a los pocos días de haber empezado, siendo incapaz de contagiar a más del 2% de la población en muchas de las simulaciones.

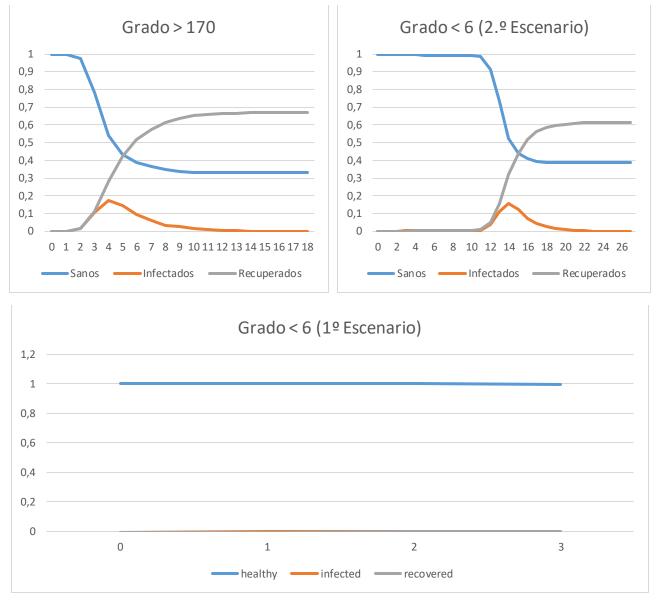


Para las simulaciones con HUBs, las infecciones continuaban a lo largo del tiempo, y mantenía brechas constantes entre la población infectada y la susceptible.

Con esto, llegamos a la conclusión de que, si el grado del paciente cero es muy bajo, o no es capaz de contagiar un HUB en los primeros días, la infección terminara desapareciendo.

**Modelo SIR:** Las simulaciones de este modelo que empezaban con un nodo de grado bajo devolvían 2 tipos de resultados: Un escenario en el cual la infección se erradicaba a los pocos días de empezar, sin afectar ni siquiera a un 1% de la población, al igual que en el modelo SIS, y otro escenario en el cual la infección continuaba durante muchos más días (más de 15), y la población recuperada superaba el 60%.

En las simulaciones con HUBs, la infección siempre suele terminar después de los 15 días.



De 100 simulaciones de este tipo, 39 de ellas erradicaban el virus en menos de 4 días, y las otras 61 duraban más de 10 días. Concluimos que, en los escenarios en los que la infección dura más de 10 días, el nodo escogido está en contacto con un HUB, o sus vecinos están muy próximos a uno, pero en los casos en el que este nodo está completamente aislado, lo normal será que la infección desaparezca en menos de 5 dias.

## Resumen de Conclusiones:

## Simulaciones con Distintas Tasas de Infección

La variación de distintas tasas de infección nos ayuda a comprender que los 3 modelos de propagación comparten unas mismas reglas en cuanto a su comportamiento en la red. El tiempo que tarda los tres modelos en iniciar la fase de crecimiento exponencial depende de cuánto tiempo tarda infección en llegar hasta un hub, del cual empezara en pocos momentos de tiempo a infectar de manera eficaz al resto de la red. Nuestra red está formada por muchos nodos de grados bajos en los que la mayoría están unidos a un respectivo hub, esto más la suma de que nuestra red tiene un coeficiente de agrupamiento alto se traduce en, que, si el nodo inicial no es hub y la infección no ha podido contagiar desde este nodo a un hub, probablemente los pocos nodos a los que este esté conectados (si llega a contagiarlos antes de que se recuperen) lo harán, y así de manera continua.

El resultado será un rápido (e inevitable por la mayoría de cuarentenas) contagio por toda la red de aeropuertos. En la infección influirán 2 factores: El nodo inicial del paciente cero (sea un hub el anfitrión perfecto para un rápido contagio) que dictara cuantos pasos hacen falta para empezar la infección de forma exponencial y la tasa de infección que tenga el modelo siendo directamente proporcional la tasa de esta y la rapidez y éxito del inicio de la infección.

Por ultimo detectamos que cuanto más alto es la tasa de infección del modelo, menos tarda en terminar de infectar la red por completo, lógicamente cuanta más probabilidad halla de infectar un nodo antes terminara por infectar a la red.

# Simulaciones con Distintas Recuperaciones:

En cualquiera de los dos casos, por norma general la infección no tiene problemas en la ascensión exponencial de los primeros días de esta, aunque con tasas de recuperación más altas suele tardar más tiempo en poder empezar a crecer y en algunos casos de tasas mal altas, no es capaz de hacerlo y muere a los pocos días. Influye mucho la probabilidad, pero esto se debe sobre todo al grado del paciente cero en la red.

En el caso de nuestro modelo SIS no tiene problemas para crecer por nuestra muy interconectada red de aeropuertos a pesar de las cuarentenas añadidas. La variación de la tasa de recuperación se traduce en a cuanta cantidad de población puedo infectar antes de llegar a un estado estable de infeccion-recuperacion-infeccion.

El caso del modelo SIR funciona parecido al anterior descrito, se crea una relación de proporcionalidad inversa entre tasa de recuperación y el número de infectados y los días que la infección se mantiene descendente hasta llegar a un pico mínimo.

Además, observamos que las gráficas de los valores de las variaciones de las tasas de recuperación responden a una proporcionalidad inversa de las gráficas de variaciones de las tasas de infección, cosa lógica puesto que cuanto más alto sea la recuperación más tarda en la red en infectarse por completo y cuanto más alto sea el nivel de infección menos tarda en infectarse por completo.

#### Simulaciones con Distintas Cuarentenas:

La inserción de la cuarentena en nuestra de red de aeropuertos internacional es un completo fracaso. ¿A qué es debido esto? Aunque nuestra densidad de la red es muy baja, rozando el 0,001, lo que hace que usar una cuarentena en los nodos con grados más altos sea inútil es el coeficiente de agrupamiento o Clustering de esta. Este es muy alto, rozando el 0,63, lo que quiere decir que nuestros nodos están muy interconectados entre si y no les hacen falta pasar por los hubs de la red para conectarse en muy pocos pasos con la mayor parte de los nodos. Entonces, es completamente inútil poner una cuarentena a los nodos de grado 75 o mayor cuando existen muchos nodos con interconectividad de grados 15, 20,25, etc.

Esto cambiaria si nuestra red tuviera un tipo de Clustering bajo, entonces las cuarentenas a los hubs más grandes serian de una gran utilidad y puede que en algunos casos pudiéramos incluso llegar a parar de forma permanente la infección aislándola en un conjunto de nodos.

Aunque bien es verdad que en los modelos SIS y SIR la ayuda de la cuarentena es casi inobservable, es cierto que en modelo SI la visibilidad de la ayuda de la cuarentena puede verse a largo plazo. Para ello es vital la rápida activación (%Cuarentena alto en nuestro programa, <90% es casi inservible) de la cuarentena, ya que, si podemos poner en cuarentena a los nodos con mayor grado antes de que se infecten (cosa que no tarda en las primeras fases de la infección debido a la alta conectividad de estos) podremos frenar a largo plazo (a corto plazo es imposible por la velocidad de propagación exponencial y el alto coeficiente de agrupamiento) la extensión total de la infección en nuestra red duplicando y con suerte triplicando el tiempo que esta tarda.

## Simulaciones con Distintos Pacientes Cero:

Definitivamente dependiendo de cuan mayor o menor sea el grado del paciente cero el desarrollo de nuestra infección en la red de aeropuertos tendrá una diferente forma u otra.

En el caso del modelo SIS tenemos que la clave para infectar de manera más rápida y eficaz la red es la infección más temprana posible de los principales hub de la red. Tardando una media de 50 días en infectar la totalidad de la red con la posesión de uno de estos, el resto del tiempo que tardemos será directamente proporcional al tiempo que (desde un nodo diferente a este) tarde la infección en hacer con estos puntos clave de la red.

Nuestro modelo SIS sigue la misma regla que el anterior, pero con un factor determinante, si nuestro paciente cero es un nodo de grado muy bajo y este no es capaz de infectar un hub (o llegar a nodos con grados significativamente más altos que el inicial) la enfermedad se acabara de manera muy rápida en apenas unidades de tiempo. Nuestra red está formada sobre todo por una gran cantidad de nodos (no hubs) con grados entre 3 y 8, esto explicaría que con una tasa de infección 0,5 y una recuperación 0,5, el paciente cero (de bajo grado) tendrá una bajísima probabilidad de infectar un hub y si infecta a otros vecinos cercanos a él, lo más probable es que sean de un grado parecido al suyo, lo que hará le cueste lo mismo a la infección propagarse e incluso muera antes de poder seguir su ruta natural.

Esto explicaría a su vez porque en nuestro modelo SIR ocurre que la infección no se propague y muera antes de tiempo en algunos casos, y en otros la cantidad añadida a lo que tarda la infección en terminarse de manera habitual en la infección de un hub (cercano y constante a 15 días), sea los días que la infección tarda en propagarse de un nodo pequeño a un hub antes de su extinción.