

PRÀCTICA DE DINÀMICA DE SISTEMES

Simulació de la COVID-19 amb SEIRDQ i InsightMaker



Hajweria Hussain Shaheen

Gemma Bachs Prim

Iker Díaz Tellez

15 de maig de 2025

Índex

1	Introducció	2
2	Objectius	2
3	Metodologia	2
4	Construcció progressiva del model SEIRDQ	3
4.1	Model SEIRD bàsic	3
4.1.1	Stocks	3
4.1.2	Fluxos	3
4.1.3	Variables i paràmetres	4
4.1.4	Anàlisi de la simulació	5
4.2	Model SEIRDQ amb contenció perfecta	6
4.2.1	Implementació i canvis en el model	7
4.2.2	Anàlisi de la simulació	8
4.3	Model SEIRS-DQ amb contenció imperfecta	9
4.3.1	Implementació i canvis en el model	9
4.3.2	Anàlisi de la simulació	10
4.4	Model SEIRS-DQ amb reinfecció	11
4.4.1	Implementació i canvis en el model	11
4.4.2	Anàlisi de la simulació	12
4.5	Model SEIRS-DQ amb retorn proporcional al confinament	13
4.5.1	Implementació i canvis en el model	13
4.5.2	Anàlisi de la simulació	14
4.6	Model SEIRS-DQ amb incorporació de variants	15
4.6.1	Implementació i canvis en el model	16
4.6.2	Anàlisi de la simulació	17
4.7	Model SEIRS-DQ amb NPIs	18
4.7.1	Implementació i canvis en el model	18
4.7.2	Anàlisi de la simulació	19
5	Evolució temporal dels paràmetres del model	20
6	Conclusions	21
7	Bibliografia	22

1 Introducció

La dinàmica de sistemes és una metodologia potent que permet comprendre i simular el comportament de sistemes complexos al llarg del temps. Una de les seves aplicacions més destacades és l'àmbit de l'epidemiologia, on resulta especialment útil per modelar la propagació de malalties infeccioses i analitzar l'efecte de diferents estratègies d'intervenció.

En aquesta pràctica ens centrarem en la construcció progressiva d'un model compartimental de tipus SEIRD per simular l'evolució d'una epidèmia com la COVID-19. L'objectiu és integrar-hi no només els mecanismes de transmissió i recuperació, sinó també factors com el confinament, la reinfecció, la variabilitat de les variants i les polítiques de contenció no farmacèutiques (NPIs).

El model es desenvoluparà i simularà mitjançant la plataforma InsightMaker, que ens permetrà visualitzar de forma clara l'impacte de cada mesura i paràmetre sobre l'evolució del sistema.

2 Objectius

Els principals objectius d'aquesta pràctica són:

- Construir un model compartimental SEIRD bàsic per simular la propagació de la COVID-19.
- Estendre el model a SEIRDQ per analitzar l'efecte de diferents nivells de confinament (contenció perfecta i imperfecta).
- Incorporar la dinàmica d'immunitat variable mitjançant la reinfecció, evolucionant cap a un model SEIRS-DQ.
- Implementar i analitzar l'efecte de polítiques no farmacèutiques (NPIs) dinàmiques.
- Visualitzar i interpretar l'evolució del sistema mitjançant simulacions gràfiques.
- Documentar les fases del model mitjançant una taula-resum dels valors dels paràmetres clau en intervals temporals definits.
- Utilitzar la plataforma InsightMaker com a eina de modelització i simulació.

3 Metodologia

La metodologia emprada es basa en la construcció progressiva d'un model compartimental SEIRD, implementat mitjançant InsightMaker. A partir d'una versió bàsica, s'han anat afegint components com el confinament (Q), la reinfecció (S), la mortalitat variant, i NPIs dinàmiques. La definició dels paràmetres es basa en valors epidemiològics realistes i les condicions es modelen amb expressions condicionals. Finalment, s'executen simulacions per analitzar l'evolució del sistema en diferents escenaris.

4 Construcció progressiva del model SEIRDQ

A continuació s'exposen les 7 versions del model desenvolupat de forma iterativa.

4.1 Model SEIRD bàsic

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/3j8U4XXYfiaaHWHHOXyjQR>

Aquest primer model és el que ens servirà de base per construir els subsegüents. És un model SEIRD bàsic, que modela la propagació de la COVID-19. A continuació, es detallen els components principals del model: els **stocks** (compartiments), els fluxos entre ells i les variables utilitzades per calcular les transicions dins del sistema.

4.1.1 Stocks

El model SEIRD bàsic es compon de cinc *stocks* o compartiments principals, que representen els diferents estats possibles de la població davant la malaltia:

- **Susceptible (S):** representa la part de la població que és vulnerable a contraure la malaltia. Aquest compartiment disminueix a mesura que les persones s'infecten. **Valor inicial:** 8.000.000 individus, que constitueixen tota la població al començament de la simulació.
- **Exposed (E):** agrupa les persones que han estat contagiades però que encara no són infeccioses. Aquest estat correspon al període d'incubació de la malaltia.
- **Infective (I):** inclou les persones que poden transmetre la malaltia a altres. Les persones entren en aquest stock des de *Exposed* i en surten cap a *Recovered* o *Death*.
- **Recovered (R):** recull els individus que han superat la malaltia i han adquirit immunitat temporal o permanent, segons l'extensió posterior del model.
- **Death (D):** representa les persones que han mort a causa de la malaltia. Aquest stock augmenta segons la taxa de mortalitat definida al model.

Cada un d'aquests compartiments evoluciona al llarg del temps segons els fluxos que connecten els diferents estats, els quals es descriuen en el següent apartat.

4.1.2 Fluxos

Els fluxos representen els canvis d'estat de les persones dins del model i determinen com evoluciona la població entre els diferents *stocks*. A continuació es descriuen els fluxos principals implementats en el model SEIRD bàsic:

- **To Exposed:** flux que representa els nous contagis. Les persones passen de *Susceptible* a *Exposed* quan tenen contacte amb individus infectius. A més, el model incorpora una variable d'iniciació per simular els primers casos de l'epidèmia. El valor d'aquest flux es calcula mitjançant una condició per evitar que es produeixin nous contagis quan la població susceptible és nul·la:

$$\text{To Exposed} = \begin{cases} 0 & \text{si Susceptible} < 1 \\ \text{Initiation} + \text{New cases} & \text{altrament} \end{cases}$$

On **New cases** s'obté com:

$$\text{New cases} = \text{Contacts per day} \times \text{Infectivity} \times \text{Probability of meeting a susceptible} \times \text{Infective}$$

- **Becoming Infectious:** flux que representa el pas de les persones exposades a l'estat d'infectives. Es basa en el període d'incubació i es calcula com:

$$\text{Becoming Infectious} = \frac{\text{Exposed}}{\text{Incubation period}}$$

- **Recoveries:** flux que representa les persones que superen la malaltia. Es calcula segons la taxa de recuperació i la taxa de mortalitat:

$$\text{Recoveries} = \frac{\text{Infective} \times (1 - \text{Fatality rate})}{\text{Days infected}}$$

- **Deaths:** flux que representa les persones que moren a causa de la malaltia:

$$\text{Deaths} = \frac{\text{Infective} \times \text{Fatality rate}}{\text{Days infected}}$$

Aquests fluxos determinen l'evolució dinàmica del sistema i permeten observar l'evolució de l'epidèmia al llarg del temps.

4.1.3 Variables i paràmetres

Aquest model utilitza diverses variables i paràmetres que regulen la dinàmica dels fluxos entre els compartiments. A continuació es descriuen els més rellevants:

- **Contacts per day:** nombre mitjà de contactes que té una persona per dia. Estableix el potencial de transmissió. Valor: 7.42.
- **Infectivity:** probabilitat que un contacte amb una persona infectada provoqui un contagi. Correspon al paràmetre β en el model SEIR. Valor: 0.42.
- **Probability of meeting a susceptible person:** proporció de la població que és susceptible en un moment determinat. Es calcula com:

$$\frac{\text{Susceptible}}{\text{Total population}}$$

- **New cases:** nombre de nous contagis que es produeixen en cada moment. Es calcula com:

$$\text{Contacts per day} \times \text{Infectivity} \times \text{Probability of meeting a susceptible person} \times \text{Infective}$$

- **Incubation period:** durada mitjana (en dies) del període d'incubació, durant el qual els exposats encara no poden contagiar. Valor: 6.38 dies.

- **Days infected:** durada mitjana (en dies) del període infecció abans de recuperar-se o morir. Valor: 14.39 dies.
- **Fatality rate:** proporció de persones infectades que moren com a conseqüència de la malaltia. Valor: 0.0085 (0.85%).
- **Initiation:** variable auxiliar que estableix el nombre inicial d'individus exposats o infectats (normalment per introduir l'epidèmia dins el sistema).

Aquest conjunt de variables permet definir de forma quantitativa la dinàmica d'infecció i evolució dels casos dins el sistema.

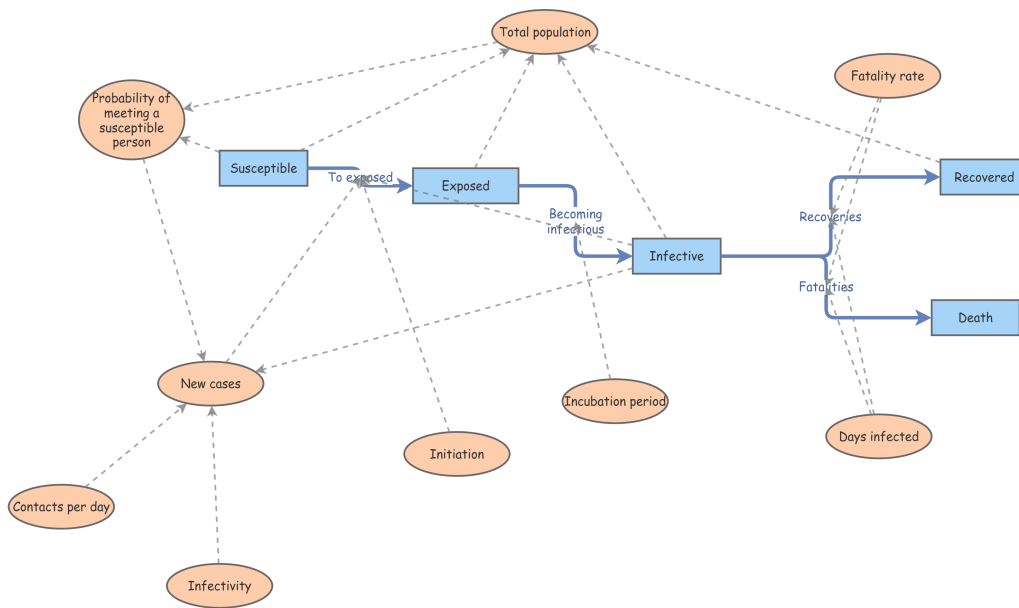


Figura 1: Model SEIRD bàsic

4.1.4 Anàlisi de la simulació

Aquest apartat mostra l'evolució temporal dels diferents compartiments del model SEIRD bàsic. Mitjançant les gràfiques generades per InsightMaker, s'observa el comportament dinàmic de la malaltia al llarg del temps, així com la interacció entre els grups poblacionals.

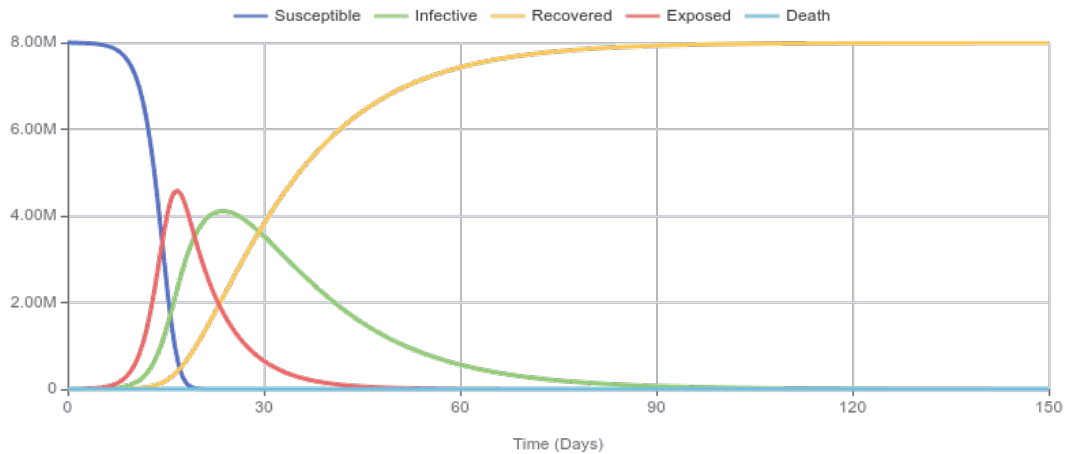


Figura 2: Stocks

La població susceptible disminueix bruscament, mentre que els recuperats creixen fins a establir-se com a majoria. Els infectats, exposats i morts formen corbes amb màxims entre els dies 15 i 30.

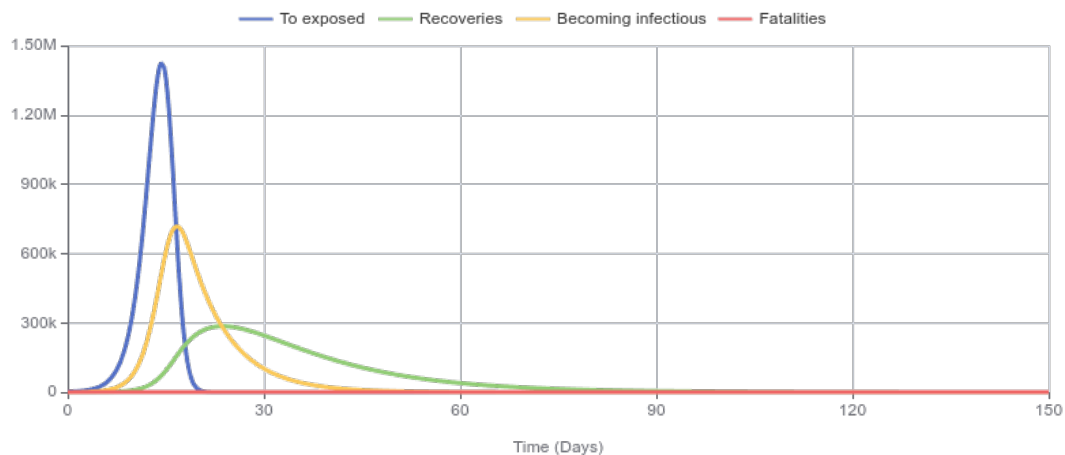


Figura 3: Fluxos

En els fluxos els contagis (To exposed) arriben al pic abans que les recuperacions i les morts. El pic d'infeccions noves es produeix molt ràpidament, i posteriorment el sistema es buida progressivament.

4.2 Model SEIRDQ amb contenció perfecta

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/36o2HG9WXBb2Idkjdv8Xw9>

Aquest segon model amplia el SEIRD bàsic amb la incorporació d'un mecanisme de confinament. S'ha d'aplicar una contenció perfecta: quan el nombre d'infectats supera el llindar de 3000 casos, es confina el 75% dels individus susceptibles. Els individus confinats deixen de tenir contacte amb la resta de la població i, per tant, no poden contagiar-se ni propagar la malaltia.

4.2.1 Implementació i canvis en el model

Per implementar la contenció perfecta, s'ha introduït un nou *stock* anomenat **Confinement**, que emmagatzema els individus susceptibles que han estat confinats. S'ha creat la variable **Confinement rate**, amb un valor fix de 0,75, que representa el 75% dels susceptibles que s'han de confinar quan s'activa la mesura.

A més, s'ha incorporat la variable **Condition Confinement**, que determina si s'ha d'aplicar el confinament en funció del nombre d'infectats. Aquesta condició es defineix com:

$$\text{Condition Confinement} = \text{IfThenElse}([\text{Infective}] > 3000, [\text{Confinement rate}], 0)$$

El flux **To Confinement**, que connecta l'estoc *Susceptible* amb *Confinement*, utilitza aquesta condició per activar-se només quan s'assoleix el llindar d'alerta. La seva formulació és:

$$\text{To Confinement} = \text{Condition Confinement} \times [\text{Susceptible}]$$

D'altra banda, en aquesta versió del model s'ha decidit **eliminar la variable Initiation**, que anteriorment s'utilitzava per introduir artificialment un nombre inicial de casos exposats. Ara, el flux **To Exposed** s'ha simplificat i representa únicament els nous contagis reals calculats pel sistema.

$$\text{To Exposed} = \text{IfThenElse}([\text{Susceptible}] < 1, 0, [\text{New cases}])$$

Aquest enfocament reflecteix de manera més fidel la dinàmica natural de la transmissió del virus, evitant aportacions inicials fixes.

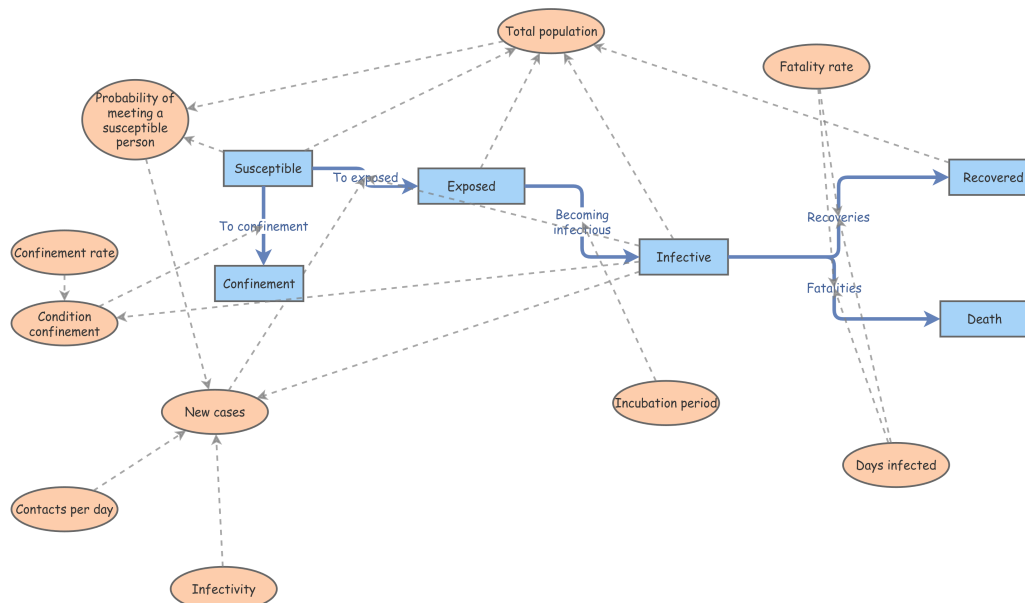


Figura 4: Model SEIRD amb contenció perfecta

4.2.2 Anàlisi de la simulació



Figura 5: Stocks

La població susceptible cau sobtadament per l'impacte del confinament, mentre que la propagació de la malaltia queda molt limitada. Els compartiments d'infectats i exposats mostren valors màxims molt baixos, i la major part de la població es manté fora de risc.

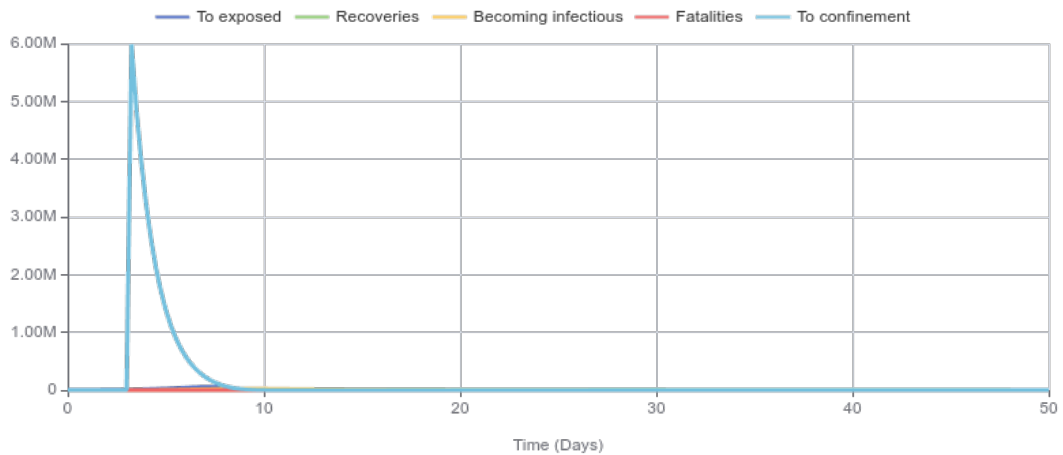


Figura 6: Fluxos

El flux cap a confinament (*To confinement*) s'activa de manera immediata i amb una intensitat molt elevada, dominant la dinàmica inicial i reduint ràpidament la propagació. Per la seva magnitud desproporcionada, s'ha decidit no mostrar-lo en els gràfics de fluxos posteriors, ja que dificulta la visualització de la resta.

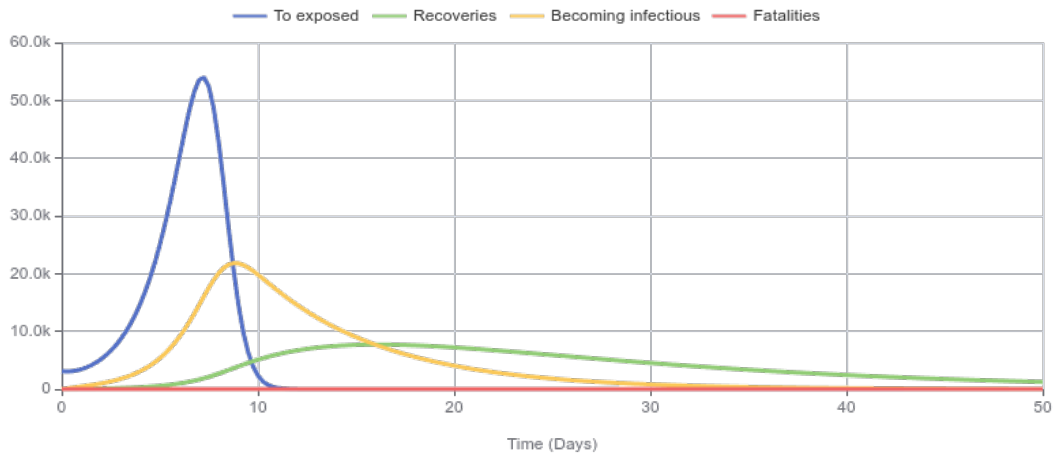


Figura 7: Fluxos sense (*To confinement*)

Tot i un pic inicial elevat del flux cap a exposats (*To exposed*), aquest es redueix ràpidament gràcies a la implementació del confinament massiu. Els fluxos de contagis que evolucionen a infeccions (*Becoming Infectious*), recuperacions i defuncions es mantenen molt més controlats que en el model bàsic, amb corbes més planes i un pic anticipat. La forma simètrica i la caiguda ràpida indiquen una contenció efectiva de la propagació, amb una epidèmia curta en durada i més limitada en magnitud.

4.3 Model SEIRS-DQ amb contenció imperfecta

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/51DS68aBuka0ehw57K4Q7W>

Aquest tercer model parteix de l'anterior (SEIRDQ amb confinament perfecte) però introdueix una millora per fer-lo més realista: la contenció imperfecta. Tot i que els individus confinats redueixen dràsticament la seva exposició, no desapareix del tot el risc de contagi. Per això, es considera que la seva susceptibilitat és només del 1% respecte als individus no confinats, fet que permet modelar possibles contagis durant el període de confinament.

4.3.1 Implementació i canvis en el model

Per representar la contenció imperfecta, s'ha afegit la variable **Containment effectiveness**, amb un valor fix de 0,01, que indica que els individus confinats tenen només un 1% de la susceptibilitat respecte als no confinats..

S'ha definit també la variable **Confinement proportion**, calculada com:

$$\text{Confinement proportion} = \frac{\text{Confinement}}{\text{Total population}}$$

A partir d'això, es calcula el nombre de contagis residuals dins el grup confinat mitjançant la variable **New cases confinement**, que representa una versió ajustada de la fórmula original de nous contagis:

$$\text{New cases confinement} = \text{Infectivity} \cdot \text{Contacts per day} \cdot \text{Infective} \cdot \text{Containment effectiveness} \cdot \frac{\text{Confinement}}{\text{Total population}}$$

Finalment, s'ha creat el flux **Confined to exposed**, que trasllada els individus confinats cap a l'estat *Exposed* segons els contagis residuals calculats. Aquest flux es defineix com:

$$\text{Confined to exposed} = \text{New cases confinement}$$

Amb aquesta implementació, el model permet representar de forma més fidel situacions en què el confinament no és totalment efectiu, com passa sovint en la realitat a causa de contactes familiars, exposició parcial o incompliment de les mesures.

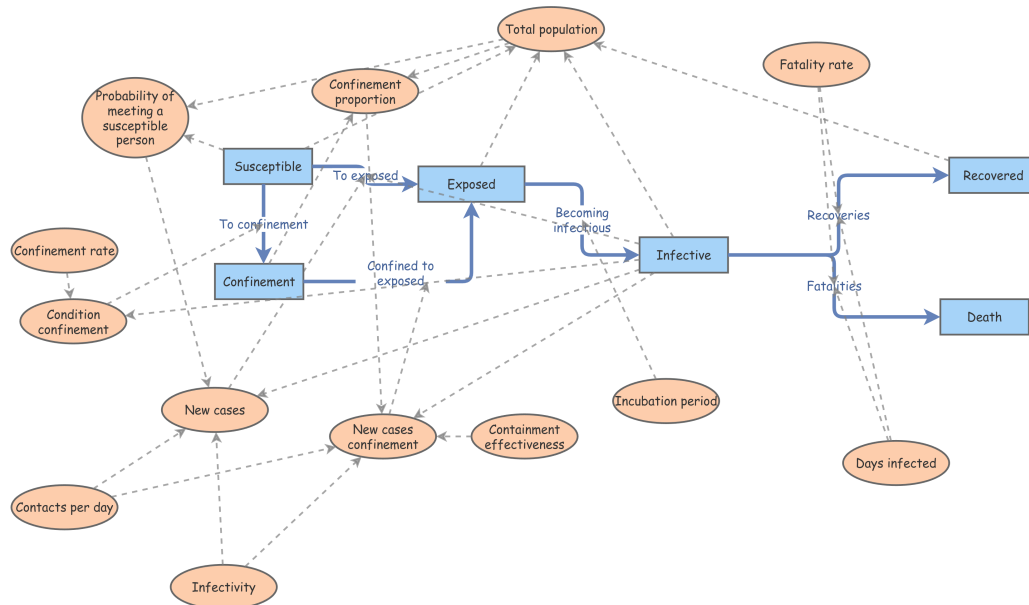


Figura 8: Model SEIRD amb contenció imperfecta

4.3.2 Anàlisi de la simulació

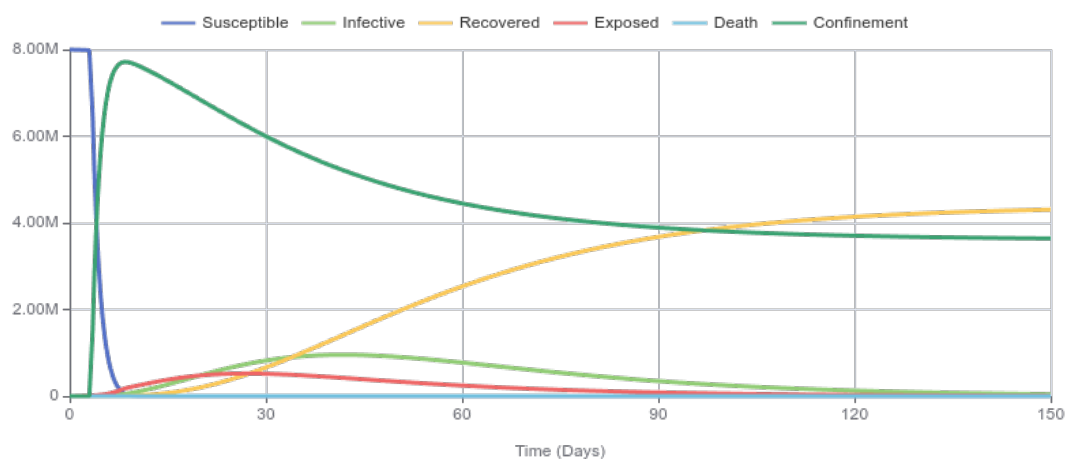


Figura 9: Stocks

El confinament redueix el ritme de propagació, però una part de la població confinada encara pot infectar-se. La majoria de la població acaba en els estats de recuperats o confinats, mentre que els infectats cauen progressivament.

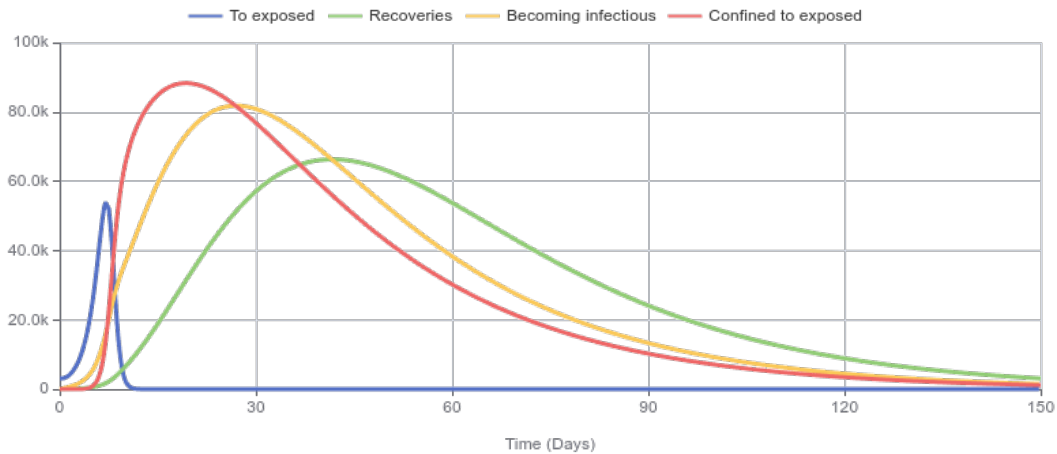


Figura 10: Fluxos

Tot i la contenció, el flux *Confined to exposed* (vermell) assoleix un pic molt rellevant, comparable al dels contagis habituals. La persistència dels fluxos al llarg del temps mostra que la contenció no elimina del tot la propagació, sinó que la redueix parcialment. Els fluxos de *Recoveries* i *Becoming Infectious* es mantenen elevats durant més dies que en la contenció perfecta, indicant una epidèmia més sostinguda. El flux *To exposed* (blau) és més discret però segueix sent present, reforçant que el confinament és efectiu però no totalment.

4.4 Model SEIRS-DQ amb reinfecció

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/5VMUmBPTUV8oaVsMYIu141>

Aquesta versió del model incorpora la possibilitat de reinfecció a causa de la pèrdua d'immunitat amb el pas del temps. En aquest cas, es considera que els individus recuperats poden perdre la immunitat i tornar a ser susceptibles després de 60 dies. Aquest mecanisme reflecteix una dinàmica més realista, especialment en el context de malalties com la COVID-19, on s'ha observat que la immunitat pot disminuir amb el temps i permetre noves infeccions.

4.4.1 Implementació i canvis en el model

Per introduir la reinfecció al model, s'ha afegit la variable **Return rate**, amb un valor fix de $\frac{1}{60}$. Aquesta taxa representa la probabilitat diària que una persona recuperada perdi la immunitat i torni a ser susceptible, assumint una durada mitjana de la immunitat de 60 dies.

A partir d'aquesta taxa, s'ha creat un flux anomenat **Return to Susceptible**, que connecta l'estoc *Recovered* amb *Susceptible*. Aquest flux es defineix amb la fórmula següent:

$$\text{Return to Susceptible} = \text{Return rate} \times \text{Recovered} \times (1 - \text{Condition Confinement})$$

Aquest terme final $(1 - \text{Condition Confinement})$ assegura que només una part proporcional dels recuperats retornin a l'estat de susceptibles, tenint en compte si hi ha confinament actiu o no. És a dir, si hi ha confinament, aquests individus no tornen directament a l'estat

Susceptible, sinó que poden passar parcialment a *Confinement* segons la proporció activa en aquell moment (implementat en una altra part del model). Això permet reflectir millor l'impacte de les polítiques de contenció sobre la reintegració de la població recuperada.

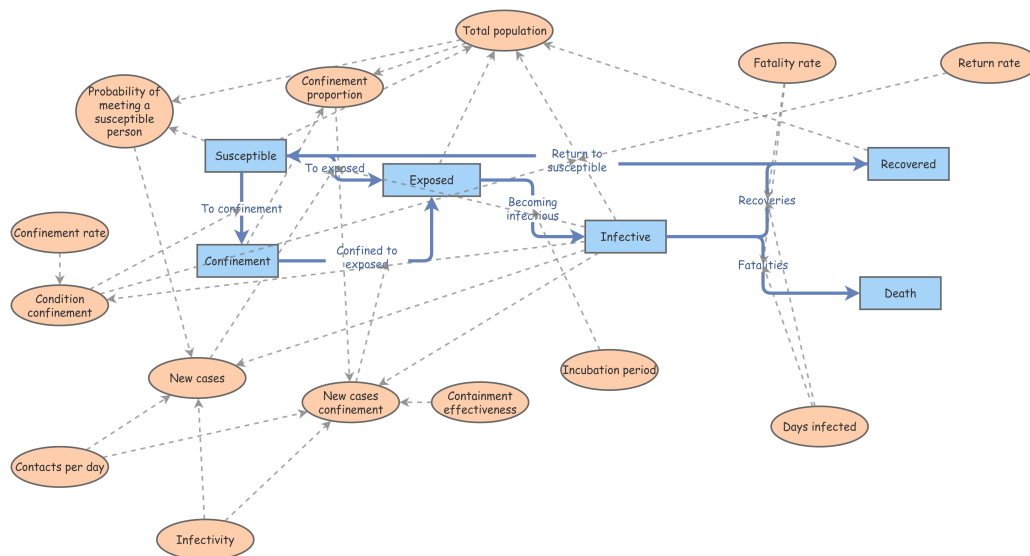


Figura 11: Model SEIRS-DQ amb reinfecció

4.4.2 Anàlisi de la simulació

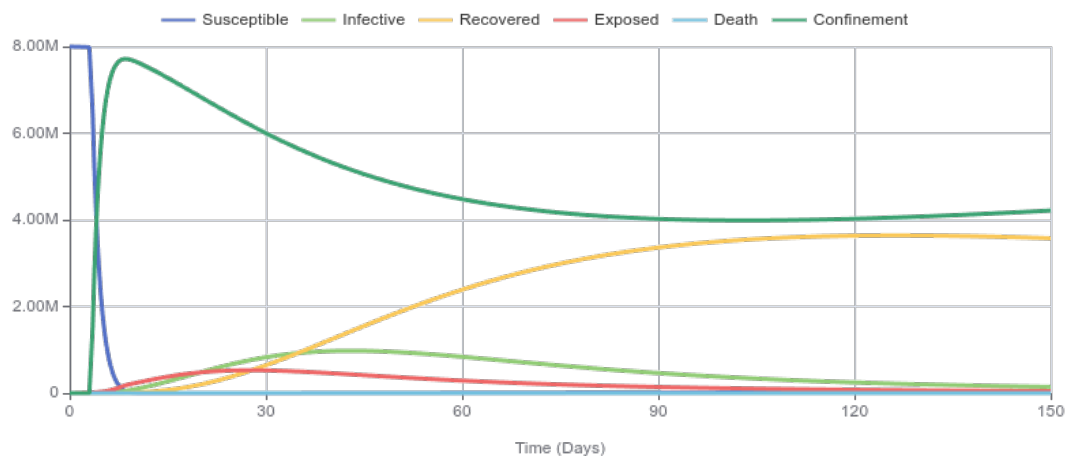


Figura 12: Stocks

La població susceptible mai arriba a zero del tot, i els confinats es mantenen elevats per la reentrada de recuperats. A diferència dels models previs, les corbes de recuperats i confinats creixen conjuntament de forma més prolongada.

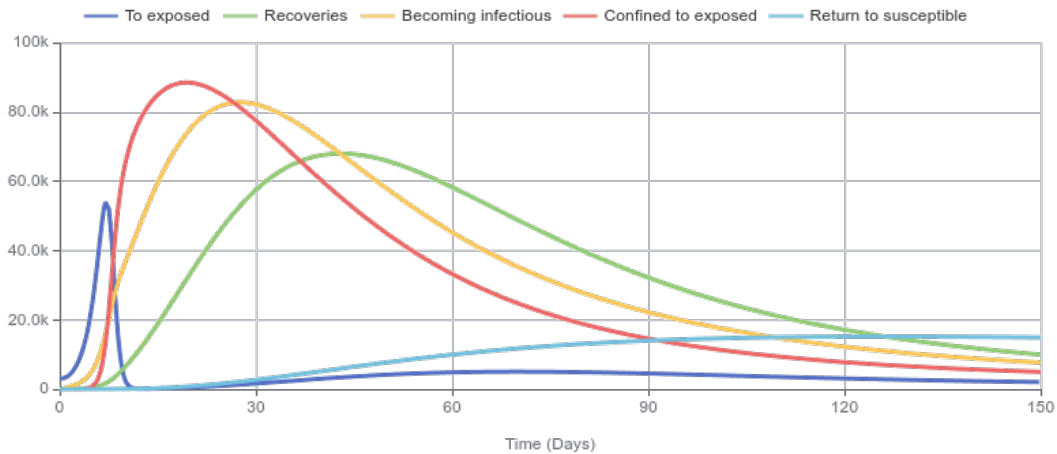


Figura 13: Fluxos

El flux *Return to susceptible* (blau clar) augmenta de forma progressiva a partir del dia 60, fet que reflecteix la reintegració de persones recuperades al grup de susceptibles per pèrdua d'immunitat. A diferència dels models anteriors, els fluxos principals (*Becoming Infectious*, *Recoveries*, *Confined to exposed*) mantenen valors elevats durant més temps, indicant una epidèmia sostinguda i allargada. Això evidencia que la reinfecció trenca l'estabilitat epidèmica i dificulta l'assoliment d'una immunitat de grup permanent.

4.5 Model SEIRS-DQ amb retorn proporcional al confinament

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/2rMbgWuf8kIBu5u7uSnHs>

Aquest model amplia la dinàmica de reinfecció incorporada anteriorment amb un comportament més realista en el retorn dels individus recuperats. Ara, els recuperats no només retornen a l'estat *Susceptible*, sinó que es distribueixen entre els compartiments *Susceptible* i *Confinement* en funció de la proporció de confinament vigent en aquell moment.

Aquesta decisió permet simular una situació en què les polítiques de contenció continuen aplicant-se a tota la població, inclosos aquells que han perdut la immunitat. D'aquesta manera, els retorns per pèrdua d'immunitat respecten les mateixes condicions de confinament que la resta dels susceptibles.

4.5.1 Implementació i canvis en el model

Per tal de distribuir de manera coherent els individus que perden la immunitat, s'han afegit dos fluxos que parteixen de l'estoc *Recovered*: un cap a *Susceptible* i un altre cap a *Confinement*. Aquesta divisió reflecteix que, en el moment de perdre la immunitat, una part de la població pot trobar-se sota una política activa de confinament, mentre que la resta no.

Concretament, s'ha creat un nou flux anomenat **Return to Confinement**, que representa el retorn dels recuperats a l'estat de confinament. Aquest flux es calcula segons la següent expressió:

$$\text{Return to Confinement} = \text{Return rate} \times \text{Recovered} \times \text{Condition Confinement}$$

Aquest terme utilitza la mateixa **Return rate** aplicada en el model SEIRS-DQ anterior (amb valor $\frac{1}{60}$), i la multiplica per la proporció de confinament activa en aquell moment, representada per la variable **Condition Confinement**. Això assegura que, si el confinament és del 75%, el 75% dels individus que perden la immunitat es reincorporin directament a l'estat *Confinement*.

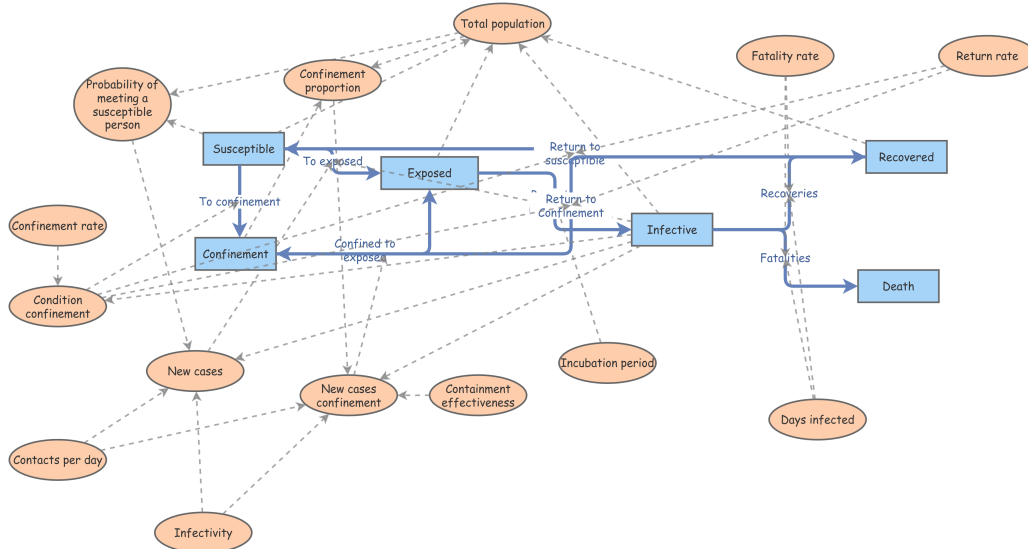


Figura 14: Model SEIRS-DQ amb retorn proporcional al confinament

4.5.2 Anàlisi de la simulació

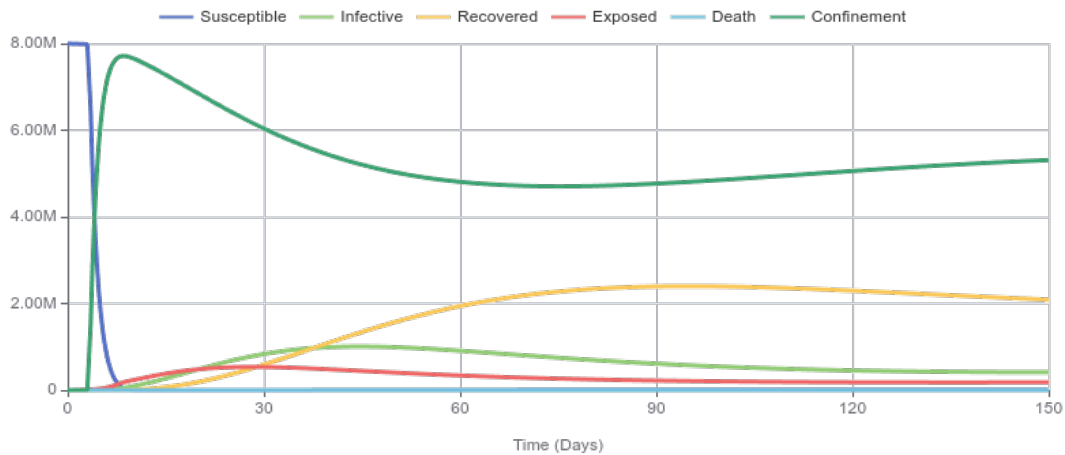


Figura 15: Stocks

Amb el retorn dels recuperats a susceptibles i confinats segons la proporció vigent, el nombre de confinats augmenta de manera sostinguda. Els recuperats es redueixen lleugerament al llarg del temps, mentre que la població susceptible es manté baixa però activa.

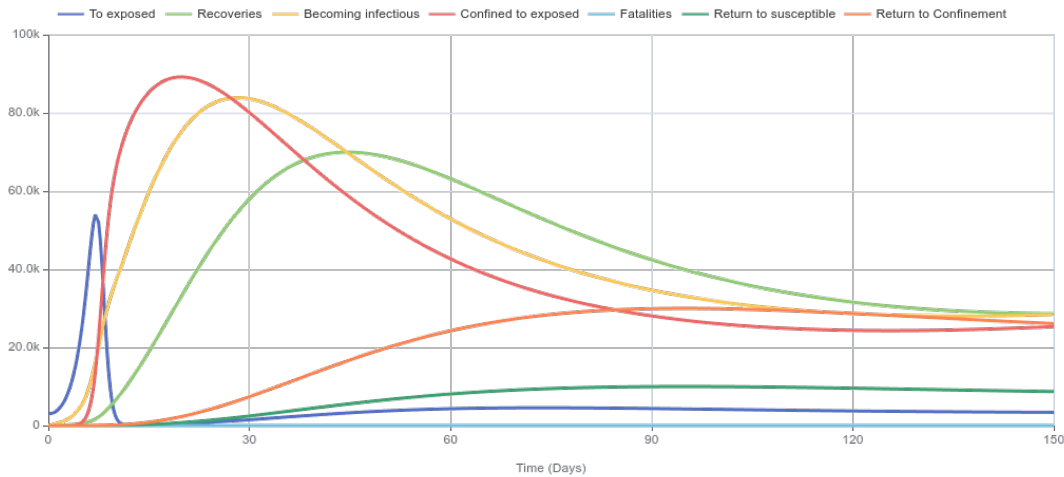


Figura 16: Fluxos

El flux *Return to susceptible* (verd fosc) augmenta notablement a mesura que passa el temps, indicant que una part dels recuperats perd la immunitat. També s'observa un flux elevat de *Fatalities*, conseqüència de la reexposició en contextos de confinament parcial. Els fluxos *Becoming Infectious* i *Confined to exposed* es mantenen alts durant més temps.

4.6 Model SEIRS-DQ amb incorporació de variants

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/2UpHFL9wCXDXpyypLueoUj>

En aquest model s'introdueixen les diferents variants de la COVID-19 que han anat apareixent al llarg del temps, cadascuna amb característiques pròpies de transmissibilitat i letalitat. L'objectiu és fer evolucionar el model de manera que reflecteixi els canvis reals observats durant la pandèmia, especialment pel que fa a la velocitat de propagació i la taxa de mortalitat associada a cada variant.

Per fer-ho, es defineixen canvis temporals en dues variables clau: la **transmissibilitat relativa** (RTF) i la **taxa de mortalitat** (Fatality rate). Aquestes variables adopten valors diferents en funció dels dies transcorreguts, simulant així l'aparició progressiva de variants com Alpha, Delta o Òmicron. Aquesta aproximació permet analitzar com l'evolució del virus impacta en la dinàmica epidèmica i en l'efectivitat de les mesures de contenció.

Comparativa de variantes del COVID-19				
Variante	Origen	Aparición	RTF	IFR (%)
Wuhan (original)	China	Dic 2019	1×	≈0,68
Alpha (B.1.1.7)	Reino Unido	Sep 2020	≈1,5×	≈0,68
Delta (B.1.617.2)	India	Oct 2020	≈2×	≈0,65
Omicron (B.1.1.529)	Sudáfrica/Botsuana	Nov 2021	≈4×	≈0,15

Cuadro: Principales variantes del SARS-CoV-2: factor de transmisibilidad relativo (RTF) y mortalidad (IFR) estimadas

Victor Garcia Dinámica de Sistemas 24 de abril de 2023 13 / 15

Figura 17: Variants a simular

4.6.1 Implementació i canvis en el model

En primer lloc, s'ha creat una nova variable anomenada **RTF** (Factor de Transmissibilitat Relatiu), que representa com de contagiosa és una variant en relació amb la variant original. El seu valor evoluciona segons els dies transcorreguts:

$$\text{RTF} = \begin{cases} 1 & \text{si Time} < 270 \text{ dies} \\ 1.5 & \text{si } 270 \leq \text{Time} < 360 \\ 2 & \text{si } 360 \leq \text{Time} < 700 \\ 4 & \text{si Time} \geq 700 \end{cases}$$

Aquest factor s'aplica directament a la variable **Infectivity**, de manera que:

$$\text{Infectivity} = 0.42 \times \text{RTF}$$

Aquesta fórmula permet ajustar automàticament la probabilitat de transmissió a mesura que es fa més contagiosa cada nova variant.

D'altra banda, també s'ha fet variar la **taxa de mortalitat** (**Fatality rate**) per reflectir les diferències observades entre variants en termes de letalitat. El valor d'aquest paràmetre també es defineix segons intervals temporals aproximats:

$$\text{Fatality rate} = \begin{cases} 0.0068 & \text{si Time} < 300 \text{ dies} \\ 0.0065 & \text{si } 300 \leq \text{Time} < 700 \\ 0.0015 & \text{si Time} \geq 700 \end{cases}$$

Aquesta evolució parametritzada permet analitzar com els canvis del virus impacten la corba epidèmica i les necessitats de resposta sanitària.

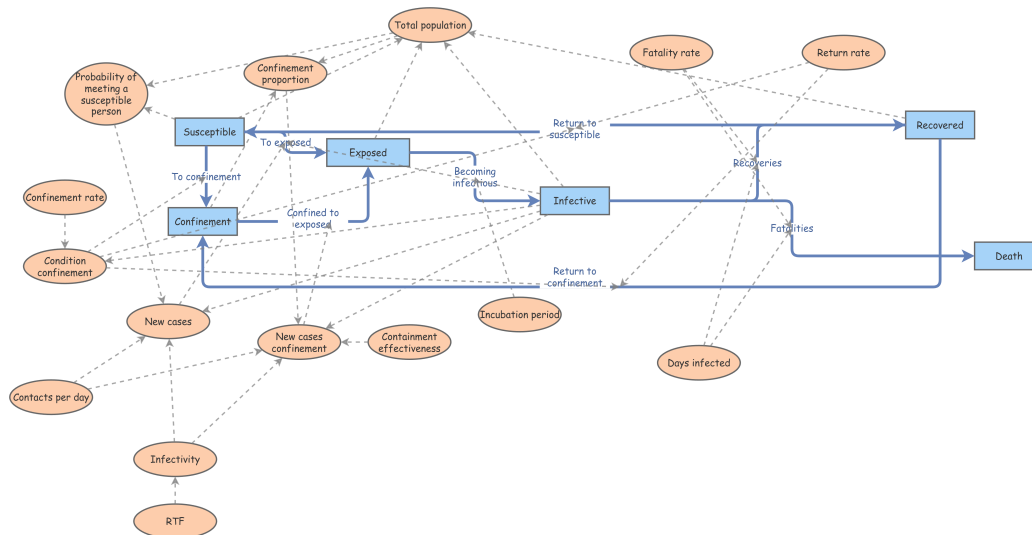


Figura 18: Model SEIRS-DQ amb incorporació de variants

4.6.2 Anàlisi de la simulació

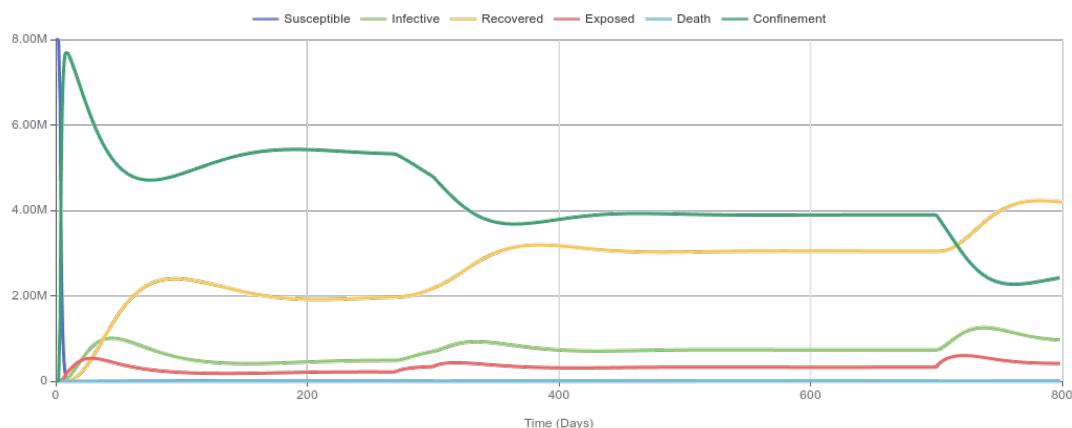


Figura 19: Stocks

S'observen diversos canvis sobtats en els stocks, coincidint amb els punts en què es modifiquen els valors de transmissibilitat (RTF) i mortalitat. Les noves variants més contagioses generen nous repunts de casos, afectant els nivells de confinament, recuperats i infectats. La taxa de mortalitat més baixa de l'última variant (Òmicron) contribueix a una estabilització del nombre de morts.

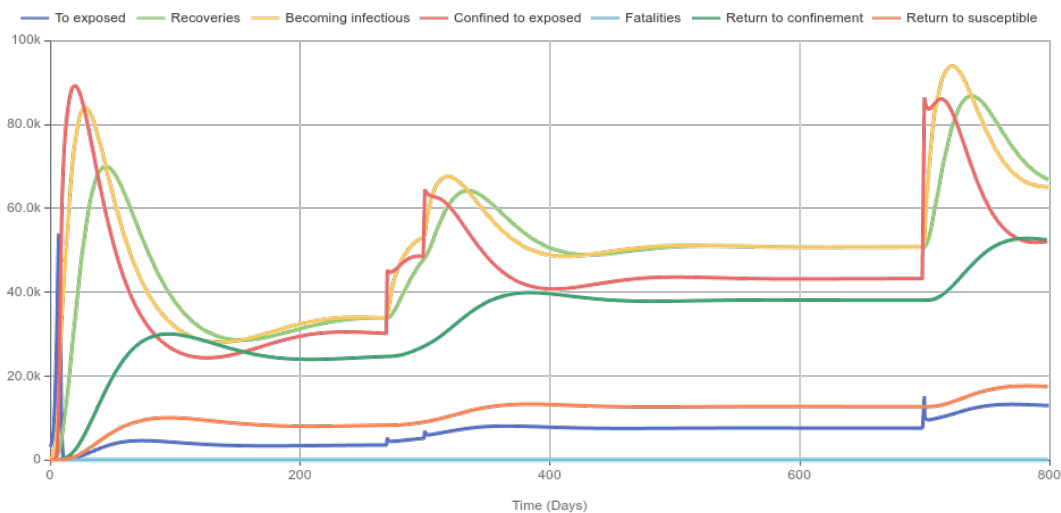


Figura 20: Fluxos

S'observen diversos pics als fluxos principals (infeccions, recuperacions i contagis de confinats), corresponents a l'aparició de noves variants més contagioses. Els fluxos de retorn (a confinament i a susceptibles) també reflecteixen canvis de comportament relacionats amb la pèrdua d'immunitat i l'adaptació del sistema. Les onades epidèmiques s'intensifiquen amb cada variant, especialment a partir dels 700 dies, on la transmissibilitat s'incrementa notablement.

4.7 Model SEIRS-DQ amb NPIs

Link al model: <https://insightmaker.com/insight/7ysODZ1FRxwLPDRztqZUW4>

Aquest model incorpora la variació temporal de les intervencions no farmacèutiques (NPIs), concretament modificant la intensitat de les polítiques de confinament al llarg del temps. A partir del dia 200, es relaxa progressivament l'efectivitat del confinament passant de l'1% al 10%, fet que simula una disminució de l'adherència o dels controls. A més, a partir del dia 270, es redueix també el percentatge de població confinada del 75% inicial al 35%, per representar una reobertura o relaxació significativa de les restriccions.

4.7.1 Implementació i canvis en el model

Per simular la relaxació progressiva de les polítiques de contenció, s'han modificat dues variables claus del model: **Containment effectiveness** i **Confinement rate**, adaptant-ne el valor en funció dels dies transcorreguts.

En primer lloc, la variable **Containment effectiveness**, que representa l'eficàcia de la contenció sobre els contagis entre confinats, canvia el seu valor de la següent manera:

$$\text{Containment effectiveness} = \begin{cases} 0.01 & \text{si Time} < 200 \\ 0.10 & \text{si Time} \geq 200 \end{cases}$$

Aquest canvi simula una reducció de l'eficàcia del confinament, ja sigui per fatiga social, flexibilització de mesures o menor compliment per part de la població.

En segon lloc, també es modifica el percentatge de persones susceptibles que són confinades a partir del dia 270, ajustant la variable **Confinement rate**:

$$\text{Confinement rate} = \begin{cases} 0.75 & \text{si Time} < 270 \\ 0.35 & \text{si Time} \geq 270 \end{cases}$$

Aquest canvi reflecteix una relaxació estructural de la política de confinament, amb una reducció del nombre de persones que es confinen quan hi ha brots.

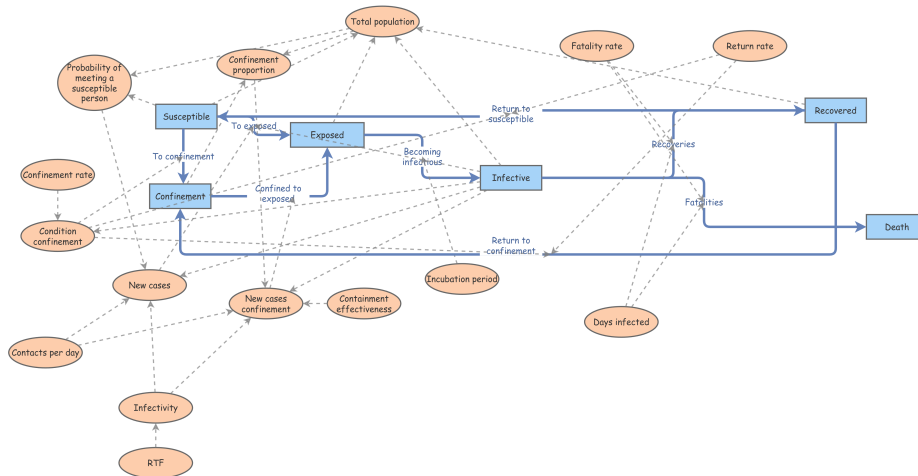


Figura 21: Model SEIRS-DQ amb NPIs

4.7.2 Anàlisi de la simulació

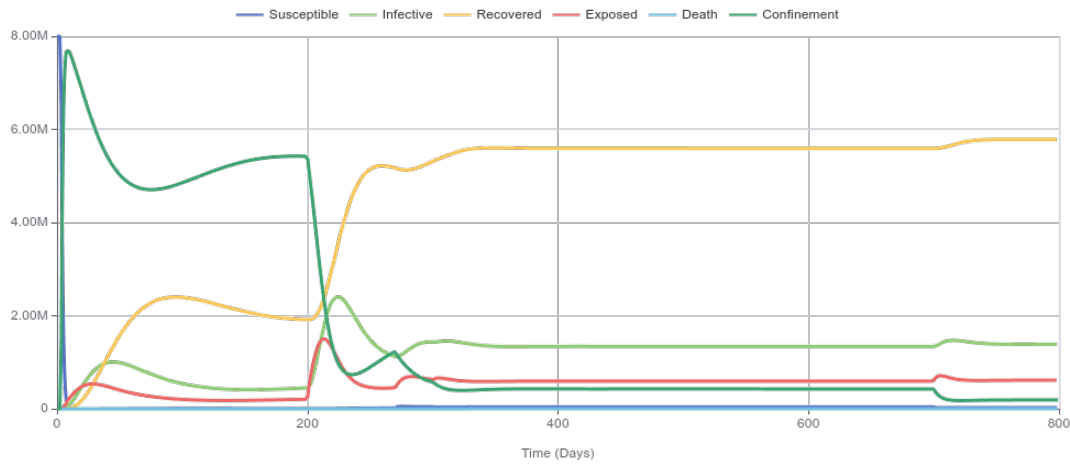


Figura 22: Stocks

A partir del dia 200, la relaxació del factor de contenció i la reducció del percentatge de confinats a partir del dia 270 generen un nou repunt d'infeccions. L'augment d'exposats i infectats provoca oscil·lacions en el sistema, tot i que el confinament continua sent un element clau per estabilitzar la dinàmica.

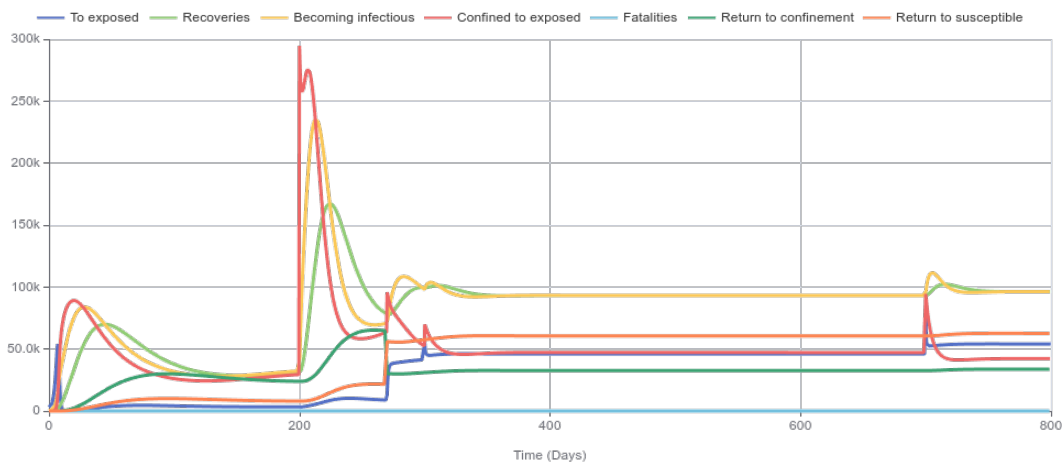


Figura 23: Fluxos

Aquest gràfic de fluxos reflecteix clarament l'efecte de la introducció de NPIs variables. A partir del dia 200, quan augmenta el factor de contenció del 1% al 10%, s'observa un increment sobtat i pronunciat en els fluxos de contagis (To exposed, Becoming infectious) i també en el flux de confinats exposats (Confined to exposed), que arriba a valors màxims. Posteriorment, amb la reducció del percentatge de confinats al 35% (dia 270), s'observa una nova pujada progressiva dels fluxos relacionats amb la propagació, indicant una menor eficàcia de les mesures. El model mostra així com les decisions de política sanitària influeixen de manera directa en la dinàmica epidèmica, i com petites variacions en els paràmetres poden provocar grans oscil·lacions en la transmissió.

5 Evolució temporal dels paràmetres del model

Per analitzar com evolucionen els paràmetres clau del model SEIRDQ al llarg del temps, s'ha construït la taula de sota, on es mostren les mitjanes de les variables *Confinement rate*, *Containment effectiveness*, *RTF* i *Fatality rate* agrupades en intervals de 60 dies, des del dia 0 fins al dia 800.

Interval	Confinement rate	Containment effectiveness	RTF	Fatality rate
0–60	0.75	0.01	1	68
60–120	0.75	0.01	1	68
120–180	0.75	0.01	1	68
180–240	0.75	0.07	1	68
240–300	0.55	0.1	1.25	68
300–360	0.35	0.1	1.72	65
360–420	0.35	0.1	2	65
420–480	0.35	0.1	2	65
480–540	0.35	0.1	2	65
540–600	0.35	0.1	2	65
600–660	0.35	0.1	2	65
660–720	0.35	0.1	2.64	47.3
720–780	0.35	0.1	4	15
780–800	0.35	0.1	4	15

Taula 1: Mitjanes dels paràmetres clau del model agrupades en intervals de 60 dies

A través de la taula es pot observar clarament l'evolució de les polítiques de contenció i les característiques de transmissibilitat i letalitat associades a cada fase del model. En els primers intervals predomina una estratègia de confinament intens (75%) amb baixa efectivitat de contenció (1%).

A partir del dia 300, la taxa de confinament es redueix al 35% i augmenta l'efectivitat, mentre que els valors del *RTF* i la *Fatality rate* varien per representar l'impacte de les diferents variants del virus.

6 Conclusions

L'anàlisi del model SEIRDQ ha permès observar com els estocs i fluxos varien al llarg del temps segons els paràmetres de contenció i les característiques del virus. Els casos exposats i infectats arriben al seu màxim a l'inici, quan la població encara és majoritàriament susceptible i no s'han aplicat mesures de control.

La introducció del confinament (fins al 75%) redueix dràsticament la propagació, però la reintroducció de susceptibles per pèrdua d'immunitat genera cicles epidèmics si no es manté una vigilància constant. L'aparició de variants més contagioses (via el paràmetre RTF) provoca nous repunts, que només poden ser controlats amb una adaptació flexible de les NPIs.

Els resultats mostren que una resposta ràpida, un confinament efectiu i una gestió adequada de la immunitat són claus per reduir la durada i l'impacte de l'epidèmia.

7 Bibliografia

Referències

- [1] Victor García Carrasco. *Dinámica de Sistemas*. Presentació de classe, Facultat d'Informàtica de Barcelona (UPC), 2024.