Reto número 3

Camilo Andrés Buitrago Ladino, David Santiago Meneses Cifuentes Paula Juliana Rojas Naranjo, Juan Carlos Suárez Motta

Pontificia Universidad Javeriana

Autor correspondiente: Camilo Andrés Buitrago Ladino; bu.camilo@javeriana.edu.co
Autor correspondiente: David Santiago Meneses Cifuentes; @davidsmenenescjaveriana.edu.co
Autor correspondiente: Juan Carlos Suarez Motta; @suarezjuan@javeriana.edu.co
Autor correspondiente: Paula Juliana Rojas Naranjo; @rojasnpaula@javeriana.edu.co

12/05/2021

Para encontrar los repositorios de GitHub respectivos:

Camilo Andrés Buitrago Ladino: https://github.com/CamiloB1999/AnalisisNumerico.

David Santiago Meneses Cifuentes: https://github.com/santiagomenesses/Analisis-numerico-David

Juan Carlos Suarez Motta: https://github.com/2qualcuno7/JuanCarlosSuarezMotta.
Paula Juliana Rojas Naranjo: https://github.com/ayurojasn/AnalisisNumerico-JulianaRojas.

1. Introducción

Una de las aplicaciones más importantes que se da a los métodos numéricos y las ecuaciones diferenciales en el mundo moderno es de construir modelos predictivos que permitan simular en entornos controlados. Lo cierto es que a la fecha ya existen herramientas matemáticas que permiten realizar aproximaciones de precisión suficiente para ser de utilidad en situaciones científicas. [3] Esta situación hace que su estudio resulte absolutamente relevante, razón por la cual el objeto del presente texto es el de explorar dichos modelos aplicados a situaciones reales de gran urgencia.

Puntualmente el área escogida para llevar a cabo la labor antes mencionada es el de la epidemiología, cuya importancia ha sido cada vez más grande a raíz de la pandemia de COVID-19 que actualmente se presenta. Si bien la importancia de este virus resulta innegable, para efectos del desarrollo del presente escrito no se emplearán datos sobre esta enfermedad, sino que se prefiere el de una infección ya superada y cuyos datos no se encuentran en constante cambio. Con esto en mente, se escogen los datos referentes al brote de Ébola ocurrido en Guinea entre los años 2014 y 2016. Como es bien sabido, el Ébola es un virus de la familia de los Filovirus descubierto en África en el año 1976 y cuya tasa de mortalidad usualmente es del 50 porciento [5]

La elevada mortalidad sumada a que el virus se suele manifestar en países en vías de desarrollo con reducidas capacidades de salud hacen que lograr entender su comportamiento sea particularmente importante para el manejo de futuros brotes.

Al abordarse el ya mencionado campo de la epidemiología, es claro que el uso de modelamiento matemático resulta una cuestión vital para los gobiernos a la hora de manejar brotes de patógenos, especialmente aquellos no conocidos extensivamente, tanto a corto como en el largo plazo a la hora de definir política pública al respecto[1].

Hay varios modelos de importancia para estos escenarios, pero por motivos de brevedad se limita el alcance de este trabajo únicamente a dos. El primero de ellos el SIR (Susceptible, infected, recovered), que correlaciona el número de individuos en una población dada que están infectados y por ende son contagiosos, el número de individuos que pueden llegar a contraer la infección y el número de individuos que al ya haber superado el virus cuentan con inmunidad al mismo [2]

El segundo modelo por abordar es el modelo SI, de naturaleza muy similar al ya expuesto modelo SIR, con la diferencia de que se parte los individuos que contraen el virus no pasan a un estado de remisión e inmunidad después de cierto tiempo luego de contraer la infección, sino que se mantienen a perpetuidad en el grupo de infectados. La definición matemática de ambos modelos se expondrá en detalle más adelante, al igual que su aplicación a través del lenguaje de programación R para el caso del virus del Ébola.

Por otra parte, para efectos de estudio de la amplia gama de aplicaciones que tienen estos modelos basados en ecuaciones diferenciales, se expondrá el modelo de depredador-presa. Tal como su nombre lo indica, este tiene por finalidad el estudiar como se comportan las poblaciones de depredadores y sus presas de un ecosistema a través del tiempo [4].

En dichos modelos, grandes poblaciones de presas hacen aumentar la población de depredadores, lo que a su vez hace decrecer la población de presas, lo que reduce la población de depredadores y esto último permite un nuevo aumento en la cantidad de presas, generando un comportamiento cíclico [4] En dichos modelos, grandes poblaciones de presas hacen aumentar la población de depredadores, lo que a su vez hace decrecer la población de presas, lo que reduce la población de depredadores y esto último permite un nuevo aumento en la cantidad de presas, generando un comportamiento cíclico.

2. Modelos matematicos

2.1. SI

Uno de los modelos utilizados para describir comportamiento de la propagación de enfermedades es el modelo SI, Susceptible e Infectado. Este modelo se define principalmente teniendo en cuenta la población de estudio para el comportamiento, denominado como n la cantidad de miembros en dicha población siendo la suma entre los dos grupos, susceptible y de infección. Igualmente, como el número de miembros que hacen parte del grupo susceptible S(t), siendo t el tiempo transcurrido en el estudio, que genera una conexión directa con el grupo de infectados I(t) en la que se llega a este grupo desde susceptible con una velocidad de infección . En la siguiente imagen se pueden observar las tres ecuaciones que se implementan para este modelo y comportamiento.

$$\frac{dS(t)}{dt} = -\frac{dI(t)}{dt} \tag{1}$$

$$\frac{dI(t)}{dt} = \beta S(t)I(t) \tag{2}$$

$$n = S(t) + I(t) \tag{3}$$

Figura 1: Representación del modelo SI

Respecto a la anterior imagen, se tienen tres ecuaciones, en la (1) se describe el comportamiento del grupo de los susceptibles, en la (2) la cantidad de miembros infectados y finalmente en la (3) el número total de miembros de la población, donde ya se explicó anteriormente, hace referencia a la suma de los dos grupos.

Este modelo tiene únicamente una dirección de comportamiento, como se puede evidenciar en la siguiente imagen, siendo un cambio de estado en grupo desde susceptible hacia infectado.



Figura 2: Representación del modelo SI

2.2. SIR

Para el modelo SIR, la población de divide en tres grupos, susceptibles (S: susceptible), infectados (I: infected), y recuperados (R: recovered). Siendo mutuamente excluyente la participación de cada miembro en un respectivo grupo. De este modo, un miembro solo puede estar en un único grupo dado en el

mismo momento. Teniendo la opción de cambiar de grupo (dependiendo de los cambios en el modelo), pero limitándolos en sólo una dirección, como se evidencia en la siguiente imagen. Por lo tanto, y
siguiente el orden del modelo especificado, un miembro que esté susceptible puede llegar a estar en el
grupo de los infectados y uno que ya estuviera en el grupo de infectados, puede llegar a recuperarse o
en casos extremos, morir y estos miembros igualmente se establecen en el grupo de recuperados, ya que
se mantiene una cantidad de población constante.



Figura 3: Representación del modelo SIR

Por lo que en la imagen anterior se observa una única dirección y no un ciclo o bucle, se especifica que cuando un miembro llega al grupo de recuperados, no existe la manera de volver a ser susceptible creando inmunidad sobre él. Así que este modelo no se repite en un mismo miembro. En la siguiente imagen se ilustran las tres ecuaciones implementadas en este modelo con su respectiva explicación luego de esta.

$$\begin{cases} S'(t) = -\frac{a}{N}S(t)I(t) \\ I'(t) = \frac{a}{N}S(t)I(t) - bI(t) \\ R'(t) = bI(t) \end{cases}$$

Figura 4: Representación del modelo SIR

Se definen las tres ecuaciones anteriores donde t hace referencia al tiempo transcurrido y S(t), I(t), R(t) al número de miembros en cada grupo respectivamente en el momento t especificado. Y como se definió en el comienzo de la explicación del modelo, estos tres grupos crean un conjunto total sobre el tamaño de la población.

La importancia del modelo específicamente es alrededor de la velocidad de dichas ecuaciones y matemáticamente la derivada de una ecuación hace referencia a la velocidad de cambio de esta. Por esta razón las anteriores ecuaciones se han expresado como derivadas. Además de las variables que representan la cantidad de miembros en cada grupo de población, igualmente se tiene una tasa de trasmisión que nos indicará la velocidad de cambio del grupo de miembros susceptibles al grupo de infectados. Denotado por a/N negativo ya que disminuye la cantidad de miembros susceptibles y en la ecuación de infectados, la misma fracción es positiva ya que en este sí aumenta la cantidad de miembros al tener como llegada los del grupo anterior.

Para especificar la velocidad de cambio del grupo de miembros infectados al grupo de miembros recuperados, se define la tasa de recuperación denotado como b negativo, ya que se multiplica por el número de miembros infectados en la respectiva ecuación, en cambio en la ecuación de recuperados, esa tasa es positiva ya que aumenta la cantidad de miembros recuperados llegados del grupo anterior de infectados.

2.3. Predador-presa

Este modelo, a diferencia de los dos explicados anteriormente, se define como un modelo de comportamiento oscilatorio, como se puede observar en la siguiente imagen, presentándose un cambio periódico en el comportamiento de cada grupo, para el grupo predador y el grupo presa.

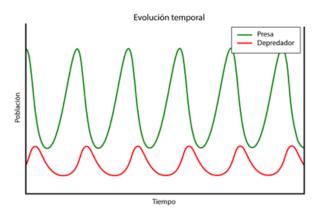


Figura 5: Representación del modelo Predador-Presa

El anterior gráfico describe un comportamiento que, aunque es periódico, no es paralelo, ya que los resultados del comportamiento de cada uno de los grupos se evidencian luego de cierto tiempo, cuando ya afecta a la población.

Para poder realizar e implementar este modelo, se tienen como guía dos ecuaciones diferenciales ordinarias (EDO) y es ordinaria, ya que depende sólo de una variable. Las ecuaciones son las presentadas en la siguiente imagen.

$$\begin{cases} \frac{dP}{dt} = r_1P - a_1PD \; (ecuación \; para \; la \; población \; de \; presas) \\ \frac{dD}{dt} = a_2PD - r_2D \; (ecuación \; para \; la \; población \; de \; depredadores) \end{cases}$$

Figura 6: Representación del modelo Predador-Presa

Se denomina D a la cantidad de depredadores que existan en la población y P a la cantidad de presas en la población. Las demás constantes definidas son r1, a1, r2, a2, donde cada una de ellas representa la tasa de crecimiento del grupo presas, el éxito en la caza que afecta a la presa, la tasa de crecimiento del grupo de depredador y el éxito en la caza que afecta al depredador, respectivamente.

Analizando las ecuaciones presentadas, se podría identificar que si el grupo depredador no existiera, la cantidad de miembros en el grupo de presas crecería de forma exponencial, y por otro lado, si no existiera el grupo de presas, la cantidad del grupo depredador, descendería de acuerdo a la cantidad de la población.

Es por esto que el grupo depredador puede llegar al éxito y se mantiene en equilibrio es debido a la gran cantidad de miembros en el grupo presas, pero se llega al punto en el que al no haber tantas presas, se disminuye la cantidad de depredadores al no tener comida para cazar y es en este punto donde el grupo de presas crece al no tener depredadores asechando y devorándolos. Todo el anterior comportamiento continúa en un ciclo infinito logrando tener un comportamiento periódico.

3. Resultados

Para este problema se utilizacon los datos de propagación del ébola en Guinea del 2014 al 2016, como los datos son irregulares frente a periodos de tiempo, se realizó un un promedio mensual para hacer la medición. Los resultados se muestran a continuación.

3.1. Modelo SI

Para el modelo SI se utilizaron los datos sobre la propagacion del virus del ebola en la poblacion de Guinea de 2014 a finales de 2015, para la poblacion de suceptibles se tomo la población mayor a 20 años como población adulta con base en la piramide poblacional de Guinea, esto tomando una población inicial de 5019222 personas. La piramide poblacional se muestra en la siguiente figura

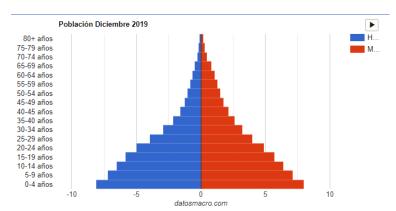


Figura 7: Piramide poblacional de Guinea 2014

Se empezaría con una cantidad de infectados de 482, los resultados se muestran a continuación y el modelo a evaluar sería por medio de euler:

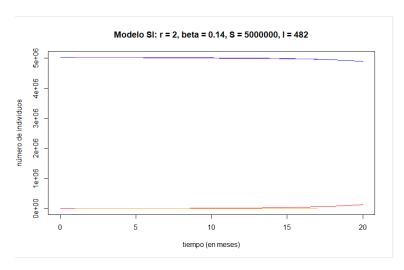


Figura 8: Comparativa entre los datos reales y los datos teoricos para el modelo SI

Se muestra a continuación el modelo por medio del metodo de Runge-Kutta:

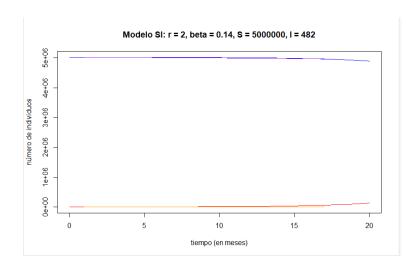


Figura 9: Comparativa entre los datos reales y los datos teoricos para el modelo SI

Se muestra en la figura 2 y 3 una linea morada y una azul, siendo la morada los datos reales, y la azul la linea teorica de suceptibles, por parte de la linea naranja, esta representa los datos reales y la linea roja los datos teoricos sobre Infectados. se utilizó para esa comparación un r de 2 y un beta de 0.14.

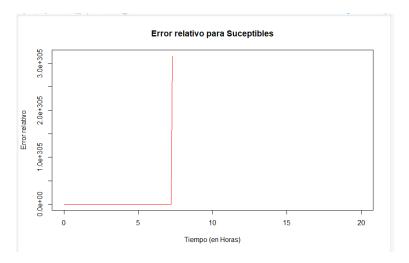


Figura 10: Error en los datos del SI

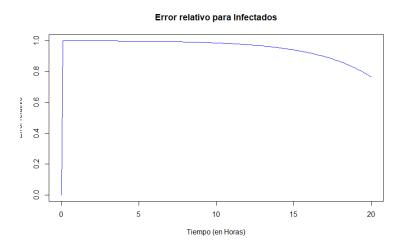


Figura 11: Error en los datos del SI

En la figura 3 y 4 se muestra el error en los datos del SI infeccion y , toma valores tan altos en el momento en que se desfasa un poco en la gráfica.

3.2. Modelo SIR

Para el modelo SIR se utilizaron los datos sobre la propagacion del virus del ebola en la poblacion de Guinea de 2014 a finales de 2015, para la poblacion de suceptibles se tomo la población mayor a 20 años como población adulta con base en la piramide poblacional de Guinea, esto tomando una población inicial de 5019222 personas. La piramide poblacional se muestra en la siguiente figura

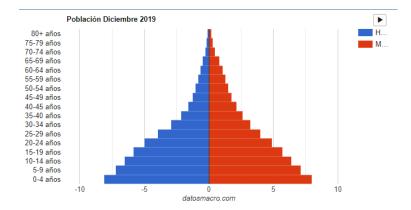


Figura 12: Piramide poblacional de Guinea 2014

Se empezaría con una cantidad de infectados de 482 y una cantidad de recuperados de 166 los resultados se muestran a continuación:

Hubo un problema al graficar este método, no se muestra por alguna razón la solución del modelo teórico por ODE

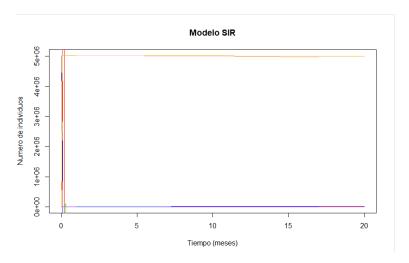


Figura 13: Comparativa entre los datos reales y los datos teoricos para el modelo SIR

A continuación se muestra el modelo por el método Runge-Kutta:

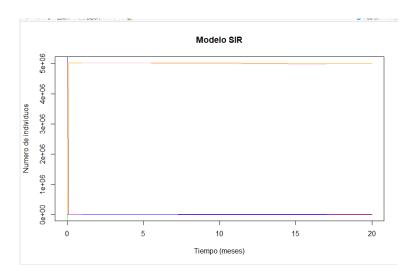


Figura 14: Comparativa entre los datos reales y los datos teoricos para el modelo SIR

La linea rosada muestra los datos reales de los suceptibles del modelo comparados con la linea naranja generada poe Epidynamics, en la parte de abajo se muestran superpuestos. Como los datos de infección y recuperados son tan pequeños en comparación a la población inicial, se superponen todos en la parte de abajo.

A continuación se muestran los errores relativos

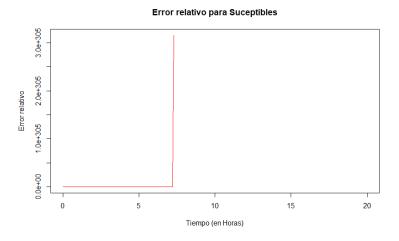


Figura 15: Comparativa entre los datos reales y los datos teoricos para el modelo SIR $\,$

Error relativo para Infectados

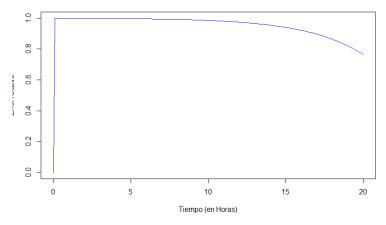


Figura 16: Error en los datos del SI

Los errores puede que se vayan un poco lejos dependiendo de que tanto se desfase teniendo en cuenta la disminución con respecto a unas infecciones y recuperados son mucho más bajas que los suceptibles

3.3. Predador-Presa

Para este modelo se recopilaron datos sobre zorros contra conejos en un bosque. A continuación se muestran los resultados del modelo:

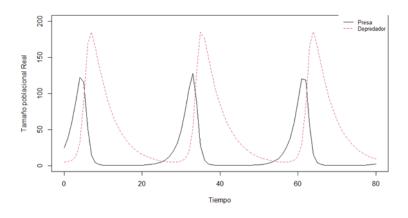


Figura 17: Ritmo de caza de los predadores

De esta grafica podemos apreciar como el ritmo de caza de los depredadores es abrupto pues al momento de igualar población con la presa, este segundo queda al borde de la extensión en aproximadamente en menos de 7 años, a causa de esto la población de depredadores disminuyen su número debido a la falta de alimento y con esta reducción en la población viene el resurgir de las presas y el ciclo comienza nuevamente.

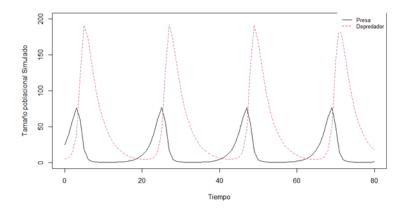


Figura 18: Ritmo de caza de los predadores

En esta grafica se puede observar que el tamaño de la población de la presa es casi la tercera parte de la población de los depredadores, lo que significa que la población de depredadores tiene una facilidad a la hora de cazar a las presas y tiene un nivel de apareamiento bastante alto ya que a pesar de que las presas estén casi extintas estos mantienen su crecimiento un buen tiempo.

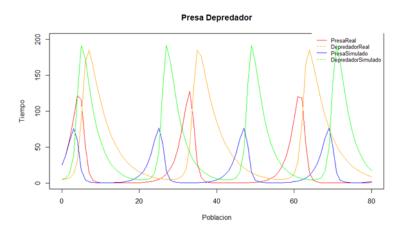


Figura 19: Resultado de la simulación predador-presa

Como se puede apreciar en la gráfica, en el modelo de datos simulados se puede ver que la población de los depredadores requerida para empezar a extinguir a las presas es mucho menor que en el modelo de datos reales, por lo que el ciclo de extensión también empieza antes y es por esta razón que se genera un ciclo más en el mismo periodo de tiempo.

Se muestran los errores a continuacion:

	error absoluto	
time	N Error	P Error
0	0	0
1	0,214381	1,341376
2	2,20189	5,999293
3	14,40335	26,14386
4	62,84854	91,675
5	97,3224	102,7659
6	46,51326	3,838952
7	11,96617	48,97511
8	3,059139	60,28803
9	0,867069	59,59978
10	0,200363	55,34586
11	0,077901	49,8979
12	0,258409	44,15534
13	0,440944	38,54451
14	0,682393	33,28281
15	1,040441	28,47387
16	1,595507	24,15291
17	2,472034	20,31189
18	3,867768	16,91362
19	6,097697	13,89687
20	9,659229	11,16987
21	15,32091	8,578274
22	24,20851	5,793907
23	37,71276	1,889202

Figura 20: Errores absolutos de la simulación

24	56,2193	6,633743
25	71,31722	35,672
26	48,34391	123,5627
27	4,517815	186,5986
28	15,256	165,8602
29	29,27877	128,3523
30	47,3007	94,93284
31	73,00833	66,61978
32	105,8581	38,08589
33	127,2614	8,429468
34	87,2295	98,57176
35	27,36146	160,8567
36	6,458048	158,4026
37	1,067994	137,1566
38	0,911725	114,947
39	2,330384	95,2856
40	4,035475	78,55185
41	6,54161	64,46219
42	10,441	52,58939
43	16,58075	42,45118
44	26,17755	33,41814
45	40,71931	24,25137
46	60,55553	10,9207
47	76,34804	24,12687
48	53,00923	118,1555
49	14,81532	177,5741
50	2,90868	156,5879
51	0,273832	121,4012
52	1,903747	91,12014

Figura 21: Errores absolutos de la simulación

53	3,568609	67,58822
54	5,886869	49,77591
55	9,424183	36,37984
56	14,95624	26,26155
57	23,63855	18,46606
58	37,151	12,10621
59	57,6441	6,043188
60	86,52619	2,227504
61	117,5409	21,21842
62	113,9662	76,98496
63	48,04869	160,5651
64	3,835549	180,7114
65	13,09185	160,2835
66	25,6334	133,2514
67	41,36591	106,909
68	61,78164	78,33744
69	76,62911	28,39545
70	50,53183	78,47269
71	14,13303	139,8916
72	3,612202	123,5049
73	1,196101	94,07318
74	0,471523	68,89882
75	0,16323	49,64408
76	0,031536	35,39233
77	0,212867	24,99351
78	0,434465	17,4715
79	0,746245	12,06647
80	1,213613	8,204515

Figura 22: Errores absolutos de la simulación

4. Conclusiones

Tras haber examinado lo anteriormente expuesto, queda claro que los modelos matemáticos basados en ecuaciones diferenciales resultan claramente eficaces a la hora de modelar múltiples relaciones entre variables en el mundo real. La habilidad que tienen las ecuaciones diferenciales para modelar cambios de una variable en función de otra es una herramienta que no puede ser olvidada y que se encuentra presente tanto en el mundo académico como en el netamente industrial.

Como se pudo observar, la medicina es capaz de valerse de estos modelos para determinar qué puede esperarse del desarrollo de ciertas infecciones en una población, lo que genera un insumo para la creación de política pública al respecto. Tanto para infecciones que generan algún tipo inmunidad y posibilidad de remisión en las personas, que se representan más adecuadamente con el modelo SIR, como es el caso del Ébola o el Covid-19, como para enfermedades que no generan inmunidad ni remisión completa, como es el caso del Virus de Inmunodeficiencia Humana (VIH), que en ciertas poblaciones puede ser modelado a través de modelos SI se puede observar la precitada utilidad médica. En el caso particular de este ejercicio académico, quedó claro que el Ébola efectivamente responde a estos.

En el caso de la ecología y la conservación, la utilidad de los modelos de ecuaciones diferenciales, particularmente el modelo de depredador presa también se puso de manifiesto a lo largo del presente texto, donde se expresó el comportamiento cíclico natural de dicha relación ecológica. Ejercicios similares su pueden llevar a cabo para la mayoría de las poblaciones de depredadores y presas de los ecosistemas y sus disrupciones pueden servir de indicativo para la búsqueda de causas que estén afectando a los animales.

Referencias

- [1] Feng Z Brauer F. Castillo-Chavez C. A Prelude to Mathematical Epidemiology. urlhttps://link.springer.com/chapte-1-4939-9828-9₁. 2021.
- [2] MAA. The SIR model for spread of disease of the differential equation model. urlhttps://www.maa.org/press/period sir-model-for-spread-of-disease-the-differential-equation-model. 2021.

- [3] Science Direct. $Differential\ equations\ model.$ urlhttps://www.sciencedirect.com/topics/mathematics/differential-equation-model: :text=1. 2021.
- $[4] \quad \text{services.math.duke.} \ \textit{Predator}. \ \text{urlhttps://services.math.duke.edu/education/webfeats/Word2HTML/Predator.html.} \\ 2021.$
- [5] whoInt. Ebola virus disease. urlhttps://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ebola-virus-disease. 2021.