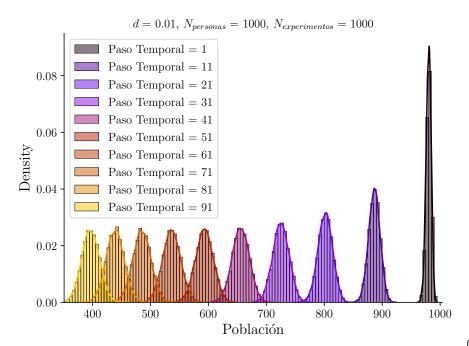
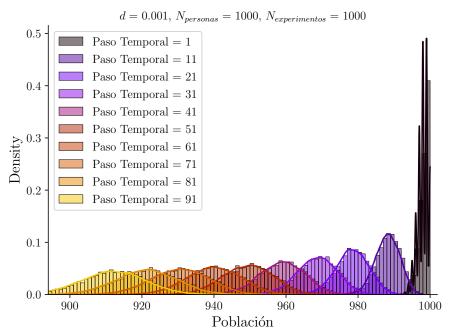
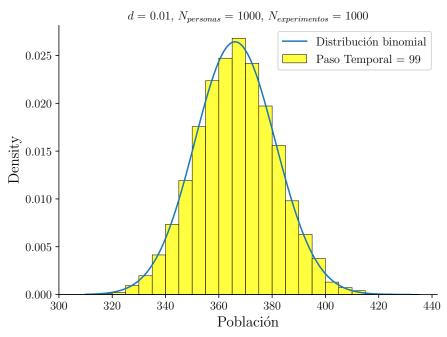
Práctico 3

M. G. Aramayo

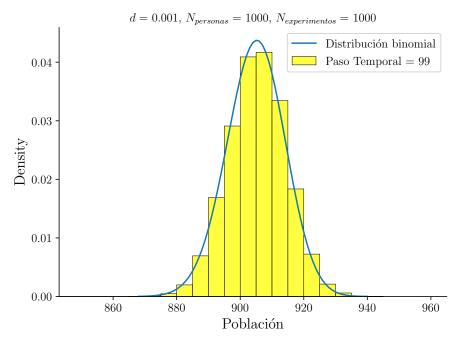
Resolución Ej 1







 ${\# fig:tp03/figuras/ex01-a-ultima_iteracion width="99.9%"} [[fig:tp03/figuras/ex01-a-ultima_iteracion]] {\# fig:tp03/figuras/ex01-a-ultima_iteracion}] {\# fig:tp03/figuras/ex01-a-ultima_iteracion"}$



 ${\# fig:tp03/figuras/ex01-}$

b-ultima_iteracion width="99.9%"} [[fig:tp03/figuras/ex01-b-ultima_iteracion]]{#fig:tp03/figuras/ex01-b-ultima_iteracion}]{#fig:tp03/figuras/ex01-b-ultima_iteracion}}

Se simula una población de individuos que no se reproducen y evolucionan en tiempo discreto. En cada paso de tiempo cada uno puede morir con probabilidad d. Si realizamos varias de estas simulaciones pueden obtenerse las distribuciones de probabilidad en la Fig. [fig:tp03/figuras/ex01-evolucion_temporal]. La distribución final parece seguir la forma de una distribución binomial como puede verse en la Fig. [fig:tp03/figuras/ex01-ultima_iteracion].

Resolución Ej 2

Se tiene un modelo de población continua de dinámica discreta dado por:

$$x_{n+1} = ax_n + z_n$$

donde z_n es una variable estocástica con distribución gaussiana con media cero y desviación estándar σ . Esta expresión recursiva no es tan rápida en algunos lenguajes de programación. Pero puede reescribirse, veamos como se comporta a

distintos valores de n:

$$x_0 = x_0 \Rightarrow \begin{vmatrix} x_1 = a^1 x_0 + a^0 z_0 \\ x_2 = a^2 x_0 + a^1 z_0 + a^0 z_1 \\ \vdots \\ x_n = a^n x_0 + a^{n-1} z_0 + \dots + a^0 z_{n-1} \end{vmatrix},$$

con esto proponemos que puede reescribirse como:

$$x_n = a^n x_0 + \sum_{i=0}^{n-1} a^{n-(1+i)} z_i$$

Una rápida prueba inductiva de que esto es cierto:

Caso base:
$$x_1 = a^1 x_0 + \sum_{i=0}^{1-1} a^{1-(1+i)} \ z_i = a^1 x_0 + z_0$$

Asumo validez en $n = k$: $x_k = a^k x_0 + \sum_{i=0}^{k-1} a^{k-(1+i)} z_i$

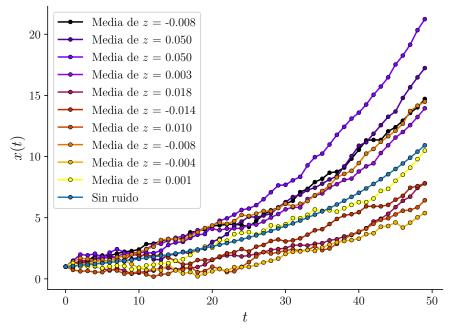
Probar que esto implica validez en $n = k+1$:
$$x_{k+1} = ax_k + z_k = a(a^k x_0 + \sum_{i=0}^{k-1} a^{k-(1+i)} z_i) + z_k$$

$$x_{k+1} = a^{k+1} x_0 + a \sum_{i=0}^{k-1} a^{k-(1+i)} z_i + z_k$$

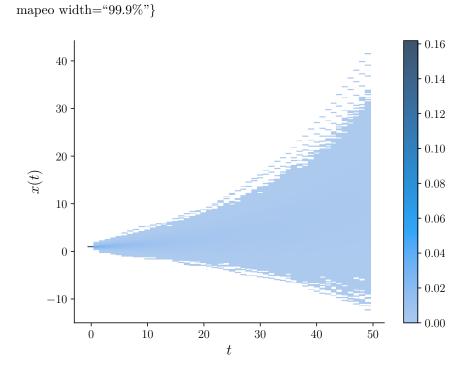
$$x_{k+1} = a^{k+1} x_0 + \sum_{i=0}^{k-1} a^{k+1-(1+i)} z_i + \underbrace{a^0 z_k}_{b_{k,i}}$$

$$x_{k+1} = a^{k+1} x_0 + \sum_{i=0}^{k} a^{k+1-(1+i)} z_i$$

$$\vdots$$
 se cumple para $n = k+1$



 ${\# fig:tp03/figuras/ex02-}$



 ${\# fig:tp03/figuras/ex02-}$

histograma width="99.9%"}

La expresión de la Ec. [ec:map01-r] se utilizó para realizar múltiples simulaciones en la Fig. 5. Para un número mayor de simulaciones puede obtenerse la distribución P(x,t) del sistema, el resultado se puede ver en la Fig. 6.

Por otro lado, un segundo modelo de población continua de dinámica discreta dado por:

$$x_{n+1} = (a + z_n)x_n$$

donde z_n es una variable estocástica con distribución gaussiana con media cero y desviación estándar σ . Nuevamente, puede reescribirse de forma no recursiva.

Veamos como se comporta a distintos valores de n:

$$x_0 = x_0 \Rightarrow \begin{vmatrix} x_1 = x_0(a + z_0) \\ x_2 = x_0(a + z_0)(a + z_1) \\ \vdots \\ x_n = x_0(a + z_0)(a + z_1)...(a + z_{n-1}) \end{vmatrix}$$

Puede reescribirse como:

$$x_n = x_0 \prod_{i=0}^{n-1} (a + z_i)$$

Una rápida prueba inductiva de que esto es cierto:

Un ejemplo de que se cumple:

$$x_1 = x_0 \prod_{i=0}^{1-1} (a+z_i) = x_0(a+z_0)$$

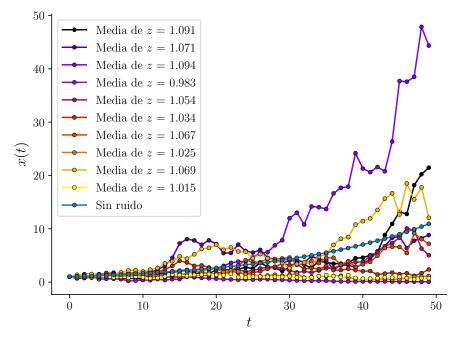
Asumo que se cumple para n = k:

$$x_k = x_0 \prod_{i=0}^{k-1} (a + z_i)$$

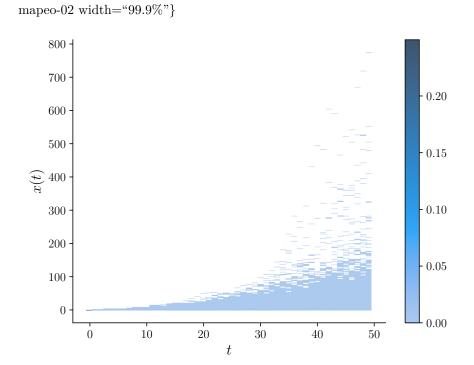
Probar que esto implica que se cumple para n = k + 1:

$$x_{k+1} = (a+z_k)x_k = (a+z_k)x_0 \prod_{i=0}^{k-1} (a+z_i)$$
$$x_{k+1} = (a+z_k)x_0 \prod_{i=0}^{k-1} (a+z_i)$$
$$x_{k+1} = x_0 \prod_{i=0}^{k} (a+z_i)$$

 \therefore se cumple para n = k + 1



{#fig:tp03/figuras/ex02-

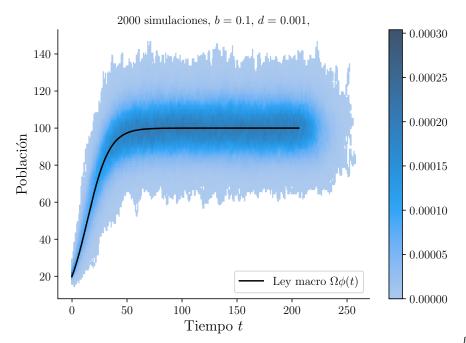


 ${\#fig:tp03/figuras/ex02-}$

histograma-02 width="99.9%"}

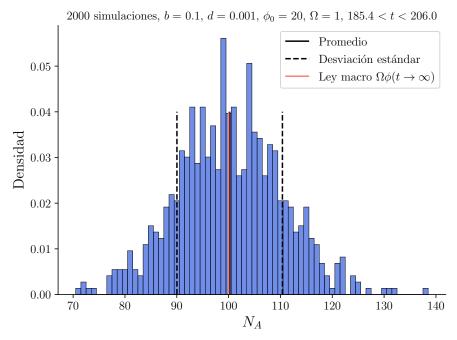
La expresión de la Ec. [ec:map02-r] se utilizó para realizar múltiples simulaciones en la Fig. 7. Para un número mayor de simulaciones puede obtenerse la distribución P(x,t) del sistema, el resultado se puede ver en la Fig. 8.

Resolución Ej 3



a-SinCota width="99.9%"}

 ${\# fig:tp03/figuras/ex03-}$



 ${\# fig:tp03/figuras/ex03-}$

b-SinCota width="99.9%"}

Se utilizó el algoritmo de Gillespie para simular una población mediante un modelo de reproducción y competencia intraespecífica con tasas b y d de los procesos:

$$A \xrightarrow{b} A + A$$
$$A + A \xrightarrow{d} A$$

Es posible obtener una ecuación diferencial que modele este sistema a partir de las tasas de transición son:

$$T(A-1 \mid A) = d\frac{A}{N} \frac{A}{N} = d\frac{A^2}{N^2}$$
$$T(A+1 \mid A) = b\frac{A}{N}$$

Si se tiene $A = \phi N$ con $0 < \phi < 1$:

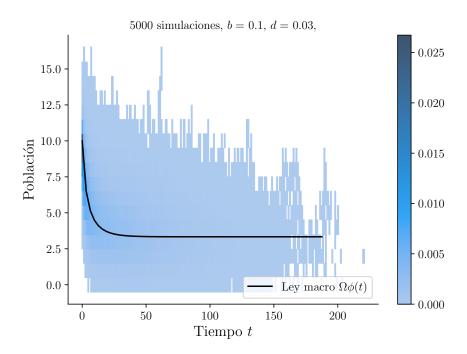
$$T(A-1 \mid A) = d\phi^{2}$$
$$T(A+1 \mid A) = b\phi$$

Con esto en cuenta la propuesta de ecuación es: $\dot{\phi}=b\phi-d\phi^2$ con lo que r=b,s=d son parámetro de la función logística:

$$\phi(t) = \frac{r}{s - ce^{-rt}}, c = s - \frac{r}{\phi_0}$$

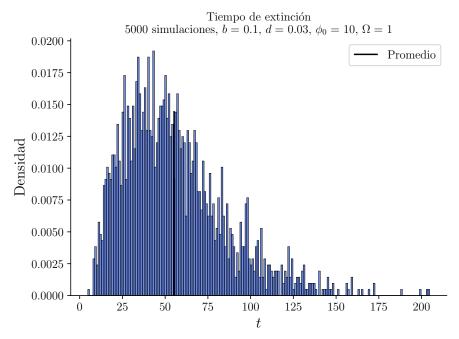
Esta ecuación, escalada al tamaño macroscópico, permite modelar el tamaño de A luego de sus transiciones.

Con esto en cuenta, se encontraron parámetros que permiten un valor medio de población estacionario no nulo que puede verse en la Fig. [fig:tp03/figuras/ex03-stat]. Se grafica junto con su modelo macroscópico.



c-SinCota width="99.9%"}

 ${\# fig:tp03/figuras/ex03-}$



{#fig:tp03/figuras/ex03-

e-SinCota width="99.9%"}

Se obtuvo un conjunto de parámetros que producen una extinción, resultados asociados a esta simulación pueden verse en la Fig. [fig:tp03/figuras/ex03-kill].