

Algoritmos Genéticos

D. Penazzi

Universidad Nacional de Córdoba

31 de marzo de 2021

Tabla de Contenidos

- 1 Introducción al problema general
- 2 Ejemplos
- 3 Crossover
- 4 Selection

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.
- Pej, determinar $\chi(G)$, o calcular la distancia mínima entre dos vértices.

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.
- Pej, determinar $\chi(G)$, o calcular la distancia mínima entre dos vértices.
- Algunos de esos problemas, como el problema de calcular la distancia mínima, tienen algoritmos polinomiales que los resuelven, y luego en el curso veremos varios mas.

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.
- Pej, determinar $\chi(G)$, o calcular la distancia mínima entre dos vértices.
- Algunos de esos problemas, como el problema de calcular la distancia mínima, tienen algoritmos polinomiales que los resuelven, y luego en el curso veremos varios mas.
- Pero para otros problemas no se conocen algoritmos polinomiales que los resuelvan.

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.
- Pej, determinar $\chi(G)$, o calcular la distancia mínima entre dos vértices.
- Algunos de esos problemas, como el problema de calcular la distancia mínima, tienen algoritmos polinomiales que los resuelven, y luego en el curso veremos varios mas.
- Pero para otros problemas no se conocen algoritmos polinomiales que los resuelvan.
- Pej, el problema de calcular $\chi(G)$.

Problemas de optimización

- Hay problemas en los cuales hay que minimizar o maximizar alguna función.
- Pej, determinar $\chi(G)$, o calcular la distancia mínima entre dos vértices.
- Algunos de esos problemas, como el problema de calcular la distancia mínima, tienen algoritmos polinomiales que los resuelven, y luego en el curso veremos varios mas.
- Pero para otros problemas no se conocen algoritmos polinomiales que los resuelvan.
- Pej, el problema de calcular $\chi(G)$.
- Pero hay que resolverlos igual. Cómo hacemos?

Determinismo vs no determinismo

- En muchos casos tenemos que resignarnos a aceptar sólo una aproximación a la solución óptima.

Determinismo vs no determinismo

- En muchos casos tenemos que resignarnos a aceptar sólo una aproximación a la solución óptima.
- Muchas veces con eso basta, pero incluso así a veces no hay algoritmos polinomiales de aproximación.

Determinismo vs no determinismo

- En muchos casos tenemos que resignarnos a aceptar sólo una aproximación a la solución óptima.
- Muchas veces con eso basta, pero incluso así a veces no hay algoritmos polinomiales de aproximación.
- Ahora bien, cuando hablaba de “algoritmos”, en realidad quería decir “algoritmos **determinísticos**.”

Determinismo vs no determinismo

- En muchos casos tenemos que resignarnos a aceptar sólo una aproximación a la solución óptima.
- Muchas veces con eso basta, pero incluso así a veces no hay algoritmos polinomiales de aproximación.
- Ahora bien, cuando hablaba de “algoritmos”, en realidad quería decir “algoritmos **determinísticos**.”
- En algunos casos, si los algoritmos determinísticos fallan, se pueden usar algoritmos **no determinísticos**

Determinismo vs no determinismo

- En muchos casos tenemos que resignarnos a aceptar sólo una aproximación a la solución óptima.
- Muchas veces con eso basta, pero incluso así a veces no hay algoritmos polinomiales de aproximación.
- Ahora bien, cuando hablaba de “algoritmos”, en realidad quería decir “algoritmos **determinísticos**.”
- En algunos casos, si los algoritmos determinísticos fallan, se pueden usar algoritmos **no determinísticos**
- Estos algoritmos toman en ciertas partes decisiones aleatorias para poder avanzar.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:
- (Algunos algoritmos mezclan un poco de ambas estrategias)

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:
- (Algunos algoritmos mezclan un poco de ambas estrategias)
 - Búsqueda “ciega”:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:
- (Algunos algoritmos mezclan un poco de ambas estrategias)
 - Búsqueda “ciega”:
 - **Explora** en forma aleatoria lo mas posible el espacio de posibles soluciones, y se queda con la mejor.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:
- (Algunos algoritmos mezclan un poco de ambas estrategias)
 - Búsqueda “ciega”:
 - **Explora** en forma aleatoria lo mas posible el espacio de posibles soluciones, y se queda con la mejor.
 - Búsqueda heurística:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Hay dos tipos básicos de estrategia de búsqueda:
- (Algunos algoritmos mezclan un poco de ambas estrategias)
 - Búsqueda “ciega”:
 - **Explora** en forma aleatoria lo mas posible el espacio de posibles soluciones, y se queda con la mejor.
 - Búsqueda heurística:
 - **Explota** conocimiento sobre el problema, y busca en forma dirigida para tratar de mejorar la solución que se tiene.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.
 - En algunos casos especificos de grafos esto puede funcionar, pero dado que hay $n!$ ordenes posibles, si la solución óptima involucra un orden muy particular es muy poco probable que la encontremos así.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.
 - En algunos casos especificos de grafos esto puede funcionar, pero dado que hay $n!$ ordenes posibles, si la solución óptima involucra un orden muy particular es muy poco probable que la encontremos así.
- Respecto de explotar conocimiento:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.
 - En algunos casos especificos de grafos esto puede funcionar, pero dado que hay $n!$ ordenes posibles, si la solución óptima involucra un orden muy particular es muy poco probable que la encontremos así.
- Respecto de explotar conocimiento:
 - Requiere conocer cosas especificas del problema para explotarlas.

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.
 - En algunos casos especificos de grafos esto puede funcionar, pero dado que hay $n!$ ordenes posibles, si la solución óptima involucra un orden muy particular es muy poco probable que la encontremos así.
- Respecto de explotar conocimiento:
 - Requiere conocer cosas especificas del problema para explotarlas.
 - Problema de los mínimos/máximos locales:

Exploración Versus Explotación (del conocimiento)

- Respecto de explorar:
 - Si las soluciones óptimas o soluciones aproximadas a las óptimas no son densas, no las podrá encontrar.
 - Un ejemplo para coloreo seria ordenar los vertices al azar y usar Greedy.
 - En algunos casos especificos de grafos esto puede funcionar, pero dado que hay $n!$ ordenes posibles, si la solución óptima involucra un orden muy particular es muy poco probable que la encontremos así.
- Respecto de explotar conocimiento:
 - Requiere conocer cosas especificas del problema para explotarlas.
 - Problema de los mínimos/máximos locales:
 - si se esta cerca de uno, la busqueda encontrará ese en vez del mínimo/máximo global

Algunos algoritmos

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.
- Si no, nos quedamos con la solución original y seguimos buscando desde ella.

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.
- Si no, nos quedamos con la solución original y seguimos buscando desde ella.

Simulated Annealing Parecido a Hill Climbing:

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.
- Si no, nos quedamos con la solución original y seguimos buscando desde ella.

Simulated Annealing Parecido a Hill Climbing:

- También cambiamos algo al azar y también, si la nueva solución es mejor, se acepta.

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.
- Si no, nos quedamos con la solución original y seguimos buscando desde ella.

Simulated Annealing Parecido a Hill Climbing:

- También cambiamos algo al azar y también, si la nueva solución es mejor, se acepta.
- Pero si es peor se rechaza sólo con una cierta probabilidad.

Algunos algoritmos

Hill Climbing

- Se cambia algo de la solución y se testea a ver si la nueva solución es mejor.
- Si lo es, nos quedamos con esa y seguimos buscando a partir de ella.
- Si no, nos quedamos con la solución original y seguimos buscando desde ella.

Simulated Annealing Parecido a Hill Climbing:

- También cambiamos algo al azar y también, si la nueva solución es mejor, se acepta.
- Pero si es peor se rechaza sólo con una cierta probabilidad.
- Esa probabilidad de rechazo al principio es baja y luego va aumentando.

Varias soluciones

- La idea de simulated annealing es que al permitir explorar algunas soluciones que no necesariamente mejoran la situación, permite “salir” de la cercanía de un máximo/mínimo local al cual se haya llegado demasiado tempranamente.

Varias soluciones

- La idea de simulated annealing es que al permitir explorar algunas soluciones que no necesariamente mejoran la situación, permite “salir” de la cercanía de un máximo/mínimo local al cual se haya llegado demasiado tempranamente.
- En vez de buscar una sola vez una posible solución óptima, podríamos hacerlo varias veces comenzando desde puntos distintos, o desde el mismo punto pero tomando distintas decisiones aleatorias.

Varias soluciones

- La idea de simulated annealing es que al permitir explorar algunas soluciones que no necesariamente mejoran la situación, permite “salir” de la cercanía de un máximo/mínimo local al cual se haya llegado demasiado tempranamente.
- En vez de buscar una sola vez una posible solución óptima, podríamos hacerlo varias veces comenzando desde puntos distintos, o desde el mismo punto pero tomando distintas decisiones aleatorias.
- También podríamos hacer eso con varias soluciones en paralelo.

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:
 - Podríamos hacer que las posibles soluciones **se comuniquen** entre si.

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:
 - Podríamos hacer que las posibles soluciones **se comuniquen** entre si.
 - Para que puedan “aprender” de las otras.

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:
 - Podríamos hacer que las posibles soluciones **se comuniquen** entre si.
 - Para que puedan “aprender” de las otras.
- Esas son dos características de los algoritmos genéticos:

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:
 - Podríamos hacer que las posibles soluciones **se comuniquen** entre si.
 - Para que puedan “aprender” de las otras.
- Esas son dos características de los algoritmos genéticos:
 - 1 No trabajan sobre una SOLA posible solución, sino sobre una población de posibles soluciones.

Multiples posibilidades en paralelo

- Si lo hacemos en paralelo, se abre una posibilidad interesante:
 - Podríamos hacer que las posibles soluciones **se comuniquen** entre si.
 - Para que puedan “aprender” de las otras.
- Esas son dos características de los algoritmos genéticos:
 - 1 No trabajan sobre una SOLA posible solución, sino sobre una población de posibles soluciones.
 - 2 Hay interacción entre esas distintas posibles soluciones.

Poblaciones

- Los algoritmos genéticos tratan de imitar el proceso de selección natural.

Poblaciones

- Los algoritmos genéticos tratan de imitar el proceso de selección natural.
- Al igual que lo que ocurre en la naturaleza, usan operadores de:

Poblaciones

- Los algoritmos genéticos tratan de imitar el proceso de selección natural.
- Al igual que lo que ocurre en la naturaleza, usan operadores de:
 - 1 *mutación*

Poblaciones

- Los algoritmos genéticos tratan de imitar el proceso de selección natural.
- Al igual que lo que ocurre en la naturaleza, usan operadores de:
 - 1 *mutación*
 - 2 *crossover* (cruzamiento)

Poblaciones

- Los algoritmos genéticos tratan de imitar el proceso de selección natural.
- Al igual que lo que ocurre en la naturaleza, usan operadores de:
 - 1 *mutación*
 - 2 *crossover* (cruzamiento)
 - 3 *selección*

Mutación, Crossover y Selección

Mutación Una solución (individuo) es cambiada al azar.

Mutación, Crossover y Selección

- Mutación** Una solución (individuo) es cambiada al azar.
- Es el operador mas simple de los tres.

Mutación, Crossover y Selección

Mutación Una solución (individuo) es cambiada al azar.

- Es el operador mas simple de los tres.
- La probabilidad de que ocurra una mutación suele ser baja.

Mutación, Crossover y Selección

Mutación Una solución (individuo) es cambiada al azar.

- Es el operador mas simple de los tres.
- La probabilidad de que ocurra una mutación suele ser baja.
- Regulando esa probabilidad regula que tanto explora el algoritmo (versus explotar lo que ya se tiene)

Mutación, Crossover y Selección

Mutación Una solución (individuo) es cambiada al azar.

- Es el operador mas simple de los tres.
- La probabilidad de que ocurra una mutación suele ser baja.
- Regulando esa probabilidad regula que tanto explora el algoritmo (versus explotar lo que ya se tiene)

Crossover Se mezclan dos soluciones para obtener dos nuevas soluciones, imitando el crossover de cromosomas de la naturaleza.

Mutación, Crossover y Selección

Mutación Una solución (individuo) es cambiada al azar.

- Es el operador mas simple de los tres.
- La probabilidad de que ocurra una mutación suele ser baja.
- Regulando esa probabilidad regula que tanto explora el algoritmo (versus explotar lo que ya se tiene)

Crossover Se mezclan dos soluciones para obtener dos nuevas soluciones, imitando el crossover de cromosomas de la naturaleza.

Selección Se eligen a quienes se les va a aplicar el operador de Crossover. ("reproducción").

Crossover

- En la naturaleza los genes se agrupan en cromosomas. Por ejemplo en humanos hay 46 cromosomas.

Crossover

- En la naturaleza los genes se agrupan en cromosomas. Por ejemplo en humanos hay 46 cromosomas.
- En la mayoría de las especies los cromosomas se agrupan en pares: en humanos tenemos cromosomas 1a y 1b, 2a y 2b, ..., 23a y 23b.

Crossover

- En la naturaleza los genes se agrupan en cromosomas. Por ejemplo en humanos hay 46 cromosomas.
- En la mayoría de las especies los cromosomas se agrupan en pares: en humanos tenemos cromosomas 1a y 1b, 2a y 2b, ..., 23a y 23b.
- En la reproducción se combinan partes de 1a y 1b “cortandolos” en algún lado y juntando la primera parte de 1a con la segunda de 1b y (en otro nuevo cromosoma) la primera parte de 1b con la segunda de 1a y lo mismo con 2a y 2b, etc.

Crossover

- En la naturaleza los genes se agrupan en cromosomas. Por ejemplo en humanos hay 46 cromosomas.
- En la mayoría de las especies los cromosomas se agrupan en pares: en humanos tenemos cromosomas 1a y 1b, 2a y 2b, ..., 23a y 23b.
- En la reproducción se combinan partes de 1a y 1b “cortandolos” en algún lado y juntando la primera parte de 1a con la segunda de 1b y (en otro nuevo cromosoma) la primera parte de 1b con la segunda de 1a y lo mismo con 2a y 2b, etc.
- Nota: los humanos somos diploides. Los AG trabajan como si fuéramos haploides.

Selección

- En la naturaleza está determinado con cual cromosoma se hará el crossover, en los AG el operador de selección se encarga de eso

Selección

- En la naturaleza está determinado con cual cromosoma se hará el crossover, en los AG el operador de selección se encarga de eso
- La selección se usa usando una **función de fitness (adaptación)** que debe ser tal que mayor adaptación implique mejor solución.

Selección

- En la naturaleza está determinado con cual cromosoma se hará el crossover, en los AG el operador de selección se encarga de eso
- La selección se usa usando una **función de fitness (adaptación)** que debe ser tal que mayor adaptación implique mejor solución.
- (por ejemplo, mientras menos colores tenga un coloreo, mas "fit" será).

Selección

- La selección no es determinística, sino probabilística:

Selección

- La selección no es determinística, sino probabilística:
 - Individuos mas "fit" tendrán mas probabilidades de ser seleccionados, pero no certeza.

Selección

- La selección no es determinística, sino probabilística:
 - Individuos mas "fit" tendrán mas probabilidades de ser seleccionados, pero no certeza.
 - Individuos menos "fit" tendrán menos probabilidad de ser seleccionados, pero no imposibilidad.

Selección

- La selección no es determinística, sino probabilística:
 - Individuos mas "fit" tendrán mas probabilidades de ser seleccionados, pero no certeza.
 - Individuos menos "fit" tendrán menos probabilidad de ser seleccionados, pero no imposibilidad.
- Individuos pueden ser seleccionados mas de una vez.

Selección

- La selección no es determinística, sino probabilística:
 - Individuos mas "fit" tendrán mas probabilidades de ser seleccionados, pero no certeza.
 - Individuos menos "fit" tendrán menos probabilidad de ser seleccionados, pero no imposibilidad.
- Individuos pueden ser seleccionados mas de una vez.
- Los individuos mas "fit" serán (probablemente) seleccionados mas veces que los menos fit, y algunos de los menos fit no serán seleccionados nunca.

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados
 - Mutar algunos de ellos

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados
 - Mutar algunos de ellos
 - $P(t+1)$ = la nueva población asi construida.

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados
 - Mutar algunos de ellos
 - $P(t+1)$ = la nueva población asi construida.
 - $t=t+1$

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados
 - Mutar algunos de ellos
 - $P(t+1)$ = la nueva población asi construida.
 - $t=t+1$
- EndWhile

Esquema de un AG

- Construir al azar Poblacion $P(0)$ y tomar $t=0$
- While(no se satisfagan condiciones para parar)
 - Aplicar selección a $P(t)$ para determinar quienes se usarán para el crossover
 - Aplicar crossover a los seleccionados
 - Mutar algunos de ellos
 - $P(t+1)$ = la nueva población asi construida.
 - $t=t+1$
- EndWhile
- Return el mejor individuo de $P(t)$

- Los Operadores de Selección y Crossover hacen una búsqueda mediante la estrategia de explotación de ganancias ya obtenidas.

- Los Operadores de Selección y Crossover hacen una búsqueda mediante la estrategia de explotación de ganancias ya obtenidas.
- Pueden provocar una dominación de la población por individuos mas fit conduciendo a un mínimo/máximo local.

- Los Operadores de Selección y Crossover hacen una búsqueda mediante la estrategia de explotación de ganancias ya obtenidas.
- Pueden provocar una dominación de la población por individuos mas fit conduciendo a un mínimo/máximo local.
- El operador de Mutación es el que se encarga de producir individuos que puedan romper un temprano acercamiento a un mínimo/máximo local.

- Los Operadores de Selección y Crossover hacen una búsqueda mediante la estrategia de explotación de ganancias ya obtenidas.
- Pueden provocar una dominación de la población por individuos mas fit conduciendo a un mínimo/máximo local.
- El operador de Mutación es el que se encarga de producir individuos que puedan romper un temprano acercamiento a un mínimo/máximo local.
- Crossover debe ser tal que produzca nuevos cromosomas pero mantenga intáctos algunos "genes".

- Los Operadores de Selección y Crossover hacen una búsqueda mediante la estrategia de explotación de ganancias ya obtenidas.
- Pueden provocar una dominación de la población por individuos mas fit conduciendo a un mínimo/máximo local.
- El operador de Mutación es el que se encarga de producir individuos que puedan romper un temprano acercamiento a un mínimo/máximo local.
- Crossover debe ser tal que produzca nuevos cromosomas pero mantenga intáctos algunos "genes".
- Un "gen", si bien no está definido siempre de la misma forma en la literatura, en general es un fragmento de cromosoma lo suficientemente estable como para hacer sentir su presencia en el fenotipo a través de la evolución.

- Recordemos que la selección natural funciona porque son los genes los que están “luchando” para replicarse: la aparente lucha de individuos y especies es un side effect.

- Recordemos que la selección natural funciona porque son los genes los que están “luchando” para replicarse: la aparente lucha de individuos y especies es un side effect.
- Pero estamos interesados en ese “side effect”

- Recordemos que la selección natural funciona porque son los genes los que están “luchando” para replicarse: la aparente lucha de individuos y especies es un side effect.
- Pero estamos interesados en ese “side effect”
- así que debemos estar seguros que el efecto primario se mantiene:

- Recordemos que la selección natural funciona porque son los genes los que están “luchando” para replicarse: la aparente lucha de individuos y especies es un side effect.
- Pero estamos interesados en ese “side effect”
- así que debemos estar seguros que el efecto primario se mantiene:
- si no hay un número suficiente de genes que se mantengan en el crossover, un AG degenera en búsqueda aleatoria ciega.

Otras componentes de un AG

- Hay que decidir cómo se codificarán las soluciones del problema, es decir, que estructura tienen los “cromosomas”

Otras componentes de un AG

- Hay que decidir cómo se codificarán las soluciones del problema, es decir, que estructura tienen los “cromosomas”
- Hay que decidir cómo será la función de adaptación.

Otras componentes de un AG

- Hay que decidir cómo se codificarán las soluciones del problema, es decir, que estructura tienen los “cromosomas”
- Hay que decidir cómo será la función de adaptación.
- Hay que decidir cuanta será la “presión evolutiva”

Otras componentes de un AG

- Hay que decidir cómo se codificarán las soluciones del problema, es decir, que estructura tienen los “cromosomas”
- Hay que decidir cómo será la función de adaptación.
- Hay que decidir cuanta será la “presión evolutiva”
 - Si es muy alta (se penaliza mucho los menos fit y se premian mucho los mas fit) entonces puede producirse que un número reducido de individuos dominen la población

Otras componentes de un AG

- Hay que decidir cómo se codificarán las soluciones del problema, es decir, que estructura tienen los “cromosomas”
- Hay que decidir cómo será la función de adaptación.
- Hay que decidir cuanta será la “presión evolutiva”
 - Si es muy alta (se penaliza mucho los menos fit y se premian mucho los mas fit) entonces puede producirse que un número reducido de individuos dominen la población
 - Si es muy baja, los genes “buenos” no tienen estadísticamente chances de hacerse sentir.

Ejemplos de Cromosomas

Un cromosoma puede ser:

- Una string de bits.

Ejemplos de Cromosomas

Un cromosoma puede ser:

- Una string de bits.
- Una string de números, ya sea enteros o de punto flotante.

Ejemplos de Cromosomas

Un cromosoma puede ser:

- Una string de bits.
- Una string de números, ya sea enteros o de punto flotante.
- En estos casos (enteros o punto flotante) pueden ser arbitrarios o estar sujetos a condiciones de contorno. (pej, estar entre -2 y 4)

Ejemplos de Cromosomas

Un cromosoma puede ser:

- Una string de bits.
- Una string de números, ya sea enteros o de punto flotante.
- En estos casos (enteros o punto flotante) pueden ser arbitrarios o estar sujetos a condiciones de contorno. (pej, estar entre -2 y 4)
- Una permutación de elementos. ("order based codification")

Ejemplos de Cromosomas

Un cromosoma puede ser:

- Una string de bits.
- Una string de números, ya sea enteros o de punto flotante.
- En estos casos (enteros o punto flotante) pueden ser arbitrarios o estar sujetos a condiciones de contorno. (pej, estar entre -2 y 4)
- Una permutación de elementos. ("order based codification")
- Esta última se usa mucho por ejemplo en el problema del viajante: recorrer n ciudades distintas visitando una sola vez a cada una, de forma tal que el costo total de transporte sea mínimo.

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:
 - (4, -15, 23, 5, 9, -33)

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:
 - (4, -15, *23*, 5, 9, -33)

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:
 - (4, -15, 100, 5, 9, -33)

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo “tire contra la pared”.
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:
 - (4, -15, 100, 5, 9, -33)
 - Esto sirve para asegurarse de explorar las regiones cerca de la frontera, que pueden no ser exploradas si no se hace esto.

Ejemplos de Operadores de Mutación

- En el caso de una string de bits, enteros o flotantes, un típico operador de Mutación toma una entrada al azar y la cambia aleatoriamente.
 - En el caso de bits, lo cambia de 1 a 0 o 0 a 1, pero en el caso de enteros o flotantes el tamaño del cambio también puede ser aleatorio
 - En casos con condiciones de contorno se puede usar un operador que lo "tire contra la pared".
 - Ejemplo, si las entradas deben estar entre -100 y 100:
 - (4, -15, 100, 5, 9, -33)
 - Esto sirve para asegurarse de explorar las regiones cerca de la frontera, que pueden no ser exploradas si no se hace esto.
- Si estamos en el caso de un order based codification, se permutan dos elementos al azar.

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGTFRGADE

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGTFRGADE
- Q=BEFCKERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE
- Q=BEFC|KERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE
- Q=BEFC|KERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGTFRGADE

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGTFRGADE
- Q=BEFCKERABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE
- Q=BEFC|KER|ABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE
- Q=BEFC|KER|ABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE H1=ACGTKERADE
- Q=BEFC|KER|ABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE H1=ACGTKERADE
- Q=BEFC|KER|ABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE H1=ACGTKERADE
- Q=BEFC|KER|ABC H2=BEFCFRGABC

Ejemplos de Operadores de Crossover

Single Point Crossover Mimica lo que ocurre realmente en la naturaleza: si los progenitores son P y Q, se cortan ambos en un mismo punto y los hijos son la primera parte de P con la segunda de Q y viceversa.

- P=ACGT|FRGADE H1=ACGTKERAABC
- Q=BEFC|KERABC H2=BEFCFRGADE

Two Point Crossover Con dos puntos de corte y alternando

- P=ACGT|FRG|ADE H1=ACGTKERADE
- Q=BEFC|KER|ABC H2=BEFCFRGABC

Multiple Point Crossover Muchos puntos de corte.

Ejemplos de Crossover (cont)

Máscara Usando máscara aleatoria de bits, el primer hijo tiene las entradas de P que correspondan con los 1s de la máscara y las entradas de Q que correspondan con los 0s. (el otro al revés).

Ejemplos de Crossover (cont)

- Máscara** Usando máscara aleatoria de bits, el primer hijo tiene las entradas de P que correspondan con los 1s de la máscara y las entradas de Q que correspondan con los 0s. (el otro al revés).
- Los de Multiple Point y Máscara, si bien mezclan mas eficientemente, pueden destruir mas genes.

Ejemplos de Crossover (cont)

- Máscara** Usando máscara aleatoria de bits, el primer hijo tiene las entradas de P que correspondan con los 1s de la máscara y las entradas de Q que correspondan con los 0s. (el otro al revés).
- Los de Multiple Point y Máscara, si bien mezclan mas eficientemente, pueden destruir mas genes.
 - Obvio que mientras mas chicos los genes, mas probabilidad de sobrevivir tiene, pero mientras mas grande mas probable es que ejerza alguna influencia determinante en el fenotipo

Ejemplos de Crossover (cont)

Máscara Usando máscara aleatoria de bits, el primer hijo tiene las entradas de P que correspondan con los 1s de la máscara y las entradas de Q que correspondan con los 0s. (el otro al revés).

- Los de Multiple Point y Máscara, si bien mezclan mas eficientemente, pueden destruir mas genes.
- Obvio que mientras mas chicos los genes, mas probabilidad de sobrevivir tiene, pero mientras mas grande mas probable es que ejerza alguna influencia determinante en el fenotipo
- Si se produce demasiada mezcla, lo único que se puede llegar a considerar como "gen" serán entradas individuales, bordeando peligrosamente la búsqueda ciega.

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCDEFGHIJK$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- P=ABCDEFGHIJK
- Q=BEFCKJIDGAH

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCD|EFGHIJK$
- $Q=BEFC|KJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P = \text{ABCD} | \text{EFGHIJK}$
- $Q = \text{BEFC} | \text{KJIDGAH}$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCD|EFGHIJK \quad H1=ABCDKJIDGAH$
- $Q=BEFC|KJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCD|EFGHIJK \quad H1=ABCDKJIDGAH$
- $Q=BEFC|KJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCD|EFGHIJK$ $H1=ABCDKJIDGAH$
- $Q=BEFC|KJIDGAH$ $H2=BEFCEFGHIJK$

Crossover en los casos de Order Based codification

- En este caso no podemos simplemente COPIAR los fragmentos en forma alternada, pues lo que quede probablemente no sea una permutación. Por ejemplo, lo siguiente NO SIRVE:
- $P=ABCD|EFGHIJK \quad H1=ABCDKJIDGAH$
- $Q=BEFC|KJIDGAH \quad H2=BEFCEFGHIJK$
- Y vemos que ni H1 ni H2 son permutaciones.

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P=ABCDEFGHIJK$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEFGHIJK
- Q= BEFCKJIDGAH

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P = ABCD|EFGHIJK$
- $Q = BEFCKJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCD|EFGHIJK
- Q= BEFCKJIDGAH

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P = \text{ABCD} | \text{EFGHIJK}$ $H1 = \text{ABCD}$
- $Q = \text{BEFCKJIDGAH}$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P=ABCD|EFGHIJK$ $H1=ABCD$
- $Q= BEFCKJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P=ABCD|EFGHIJK$ $H1=ABCD$
- $Q= BEFCKJIDGAH$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P=ABCD|EFGHIJK$ $H1=ABCDEFKJIGH$
- $Q= BEFC$ $KJID$ GAH

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P = \text{ABCDEFGHIJK}$ $H1 = \text{ABCDEFKJIGH}$
- $Q = \text{BEFC|KJIDGAH}$

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEFGH IJK H1=ABCDEFKJIGH
- Q= **BEFC**|KJIDGAH H2=BEFC

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEFGH IJK H1=ABCDEFKJIGH
- Q= BEFC|KJIDGAH H2=BEFC

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEF**GHIJK** H1=ABCDEFKJIGH
- Q= BEFC|**KJIDGAH** H2=BEFC

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEF**GHIJK** H1=ABCDEFKJIGH
- Q= BEFC|KJIDGAH H2=BEFCADGHIJK

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- P=ABCDEFGHIJK H1=ABCEDEFKJIGH
- Q= BEFC|KJIDGAH H2=BEFCADGHIJK

Crossover en los casos de Order Based codification

- Una forma es copiar un fragmento, y en el otro fragmento, copiar los elementos que faltan en el orden en el cual estan en el otro progenitor.
- $P = \text{ABCDEFGHIJK}$ $H1 = \text{ABCDEFKJIGH}$
- $Q = \text{BEFC|KJIDGAH}$ $H2 = \text{BEFCADGHIJK}$
- Como antes, puede haber single point, two point, multiple point o crossover con máscaras

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- $P=ABCDEFGHIJK$

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- P=ABCDEFGHIJK
- Q=BEFCKJIDGAH

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- $P = AB|CDEFGH|IJK$
- $Q = BE|FCKJID|GAH$

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =AB|FCKJID|IJK
- =BE|CDEFGH|GAH

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJID**IJK**
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D
- C D E F G H

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJIDIJK
- =BECDEFGHGAH
- F C **K** J I D E-K
- C D **E** F G H

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se eligan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJIDIJK
- =BECDEFGHGAH
- F C K J | D E-K G-I
- C D E F G H

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJIDIJK
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJIDIJK
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- =ABFCKJID**IJK**
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- H1=ABFCKJIDGHE
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- H1=ABFCKJIDGHE
- =BECDEFGHGAH
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- H1=ABFCKJIDGHE
- H2=BK CDEFGHIAJ
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J

PMX

- Otra forma se llama Partial Mixing Crossover.
- Intercambiamos el o los bloques que se elijan, y en el resto, si hay duplicados con elementos de adentro del bloque, se intercambian con otro elemento de forma que no haya duplicación.
- El elemento elegido para el intercambio se deduce de la biyección dada por el segmento intercambiado
- H1=ABFCKJIDGHE
- H2=BK CDEFGHIAJ
- F C K J I D E-K G-I
- C D E F G H H-D-C-F-J → H-J
- Como antes, puede haber single point, two point, multiple point o crossover con máscaras

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una perdida de la inyectividad en ambos cromosomas

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- $P=ABCDEFGHIJK$

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- $P = \text{ABCDEFGHIJK}$
- $Q = \text{BEFCKJIDGHA}$

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- P=ABCDEFBGHIJK
- Q=BEFCKJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BBCDEFGHIJK
- H2=AEFCKJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BBCDEFGHIJK
- H2=AEFCKJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BECDEFGHIJK
- H2=ABFCKJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BECDEFGHIJK
- H2=ABFCBJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BECDKFGHIJK
- H2=ABFCEJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BECDKFGHIJK
- H2=ABFCEJIDGHA

Cyclic Crossover

- Intercambiar dos elementos en la misma posición.
- Esto provocará una pérdida de la inyectividad en ambos cromosomas
- Ir reemplazando las repeticiones en forma cíclica.
- H1=BECDKFGHIJA
- H2=ABFCEJIDGHK

Valores Esperados de Reproducción

- Como dijimos, en los algoritmos genéticos es fundamental la función de adaptabilidad ("fitness function").

Valores Esperados de Reproducción

- Como dijimos, en los algoritmos genéticos es fundamental la función de adaptabilidad ("fitness function").
- Cada individuo tendrá una fitness F_i dada por esa función.

Valores Esperados de Reproducción

- Como dijimos, en los algoritmos genéticos es fundamental la función de adaptabilidad (“fitness function”).
- Cada individuo tendrá una fitness F_i dada por esa función.
- Independientemente de cómo es la función de fitness o que valores toma, se suele normalizar su valor usando los valores esperados de reproducción, o “esperanzas”.

Valores Esperados de Reproducción

- Como dijimos, en los algoritmos genéticos es fundamental la función de adaptabilidad (“fitness function”).
- Cada individuo tendrá una fitness F_i dada por esa función.
- Independientemente de cómo es la función de fitness o que valores toma, se suele normalizar su valor usando los valores esperados de reproducción, o “esperanzas”.
- Lo mas usual es tomar

$$E_i = \frac{F_i}{\overline{F}}$$

Valores Esperados de Reproducción

- Como dijimos, en los algoritmos genéticos es fundamental la función de adaptabilidad (“fitness function”).
- Cada individuo tendrá una fitness F_i dada por esa función.
- Independientemente de cómo es la función de fitness o que valores toma, se suele normalizar su valor usando los valores esperados de reproducción, o “esperanzas”.
- Lo mas usual es tomar

$$E_i = \frac{F_i}{\bar{F}} \quad \text{donde } \bar{F} = \frac{\sum F_i}{n}$$

Ruleta

- Los E_i se usan para seleccionar aleatoriamente quienes se reproducirán.

Ruleta

- Los E_i se usan para seleccionar aleatoriamente quienes se reproducirán.
- Uno de los métodos mas usados es el de Ruleta.

Ruleta

- Los E_i se usan para seleccionar aleatoriamente quienes se reproducirán.
- Uno de los métodos mas usados es el de Ruleta.
- Se calculan $S_j = \sum_{i \leq j} E_i$.

Ruleta

- Los E_i se usan para seleccionar aleatoriamente quienes se reproducirán.
- Uno de los métodos mas usados es el de Ruleta.
- Se calculan $S_j = \sum_{i \leq j} E_i$.
- Se tiran n números al azar r_k entre 0 y n .

Ruleta

- Los E_i se usan para seleccionar aleatoriamente quienes se reproducirán.
- Uno de los métodos mas usados es el de Ruleta.
- Se calculan $S_j = \sum_{i \leq j} E_i$.
- Se tiran n números al azar r_k entre 0 y n .
- Para cada k , se selecciona para reproducirse el primer j tal que $S_j \geq r_k$.

Stochastic Universal Sampling (SUS)

- El sistema SUS es igual que el de ruleta, excepto que en vez de seleccionar n números al azar entre 0 y n , se seleccionan de la siguiente manera:

Stochastic Universal Sampling (SUS)

- El sistema SUS es igual que el de ruleta, excepto que en vez de seleccionar n números al azar entre 0 y n , se seleccionan de la siguiente manera:
 - Tomar un número r al azar entre 0 y 1.

Stochastic Universal Sampling (SUS)

- El sistema SUS es igual que el de ruleta, excepto que en vez de seleccionar n números al azar entre 0 y n , se seleccionan de la siguiente manera:
 - Tomar un número r al azar entre 0 y 1.
 - Elegir al azar una permutación σ de $\{0, 1, \dots, n-1\}$.

Stochastic Universal Sampling (SUS)

- El sistema SUS es igual que el de ruleta, excepto que en vez de seleccionar n números al azar entre 0 y n , se seleccionan de la siguiente manera:
 - Tomar un número r al azar entre 0 y 1.
 - Elegir al azar una permutación σ de $\{0, 1, \dots, n-1\}$.
 - Tomar $r_k = \sigma(k) + r, k = 0, \dots, n-1$

Stochastic Universal Sampling (SUS)

- El sistema SUS es igual que el de ruleta, excepto que en vez de seleccionar n números al azar entre 0 y n , se seleccionan de la siguiente manera:
 - Tomar un número r al azar entre 0 y 1.
 - Elegir al azar una permutación σ de $\{0, 1, \dots, n-1\}$.
 - Tomar $r_k = \sigma(k) + r, k = 0, \dots, n-1$
- La ventaja de SUS sobre ruleta es que el individuo i tiene garantizado que se reproducirá al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces.

Métodos con remainder

- Otra forma de garantizar que el individuo i se reproduzca al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces es con los métodos de remainder (resto).

Métodos con remainder

- Otra forma de garantizar que el individuo i se reproduzca al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces es con los métodos de remainder (resto).
- A cada individuo i se le asignan inicialmente $\lfloor E_i \rfloor$ "tokens" de reproducción.

Métodos con remainder

- Otra forma de garantizar que el individuo i se reproduzca al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces es con los métodos de remainder (resto).
- A cada individuo i se le asignan inicialmente $\lfloor E_i \rfloor$ "tokens" de reproducción.
- Se calcula $m = n - \sum \lfloor E_i \rfloor$. Si $m = 0$ ya terminamos.

Métodos con remainder

- Otra forma de garantizar que el individuo i se reproduzca al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces es con los métodos de remainder (resto).
- A cada individuo i se le asignan inicialmente $\lfloor E_i \rfloor$ "tokens" de reproducción.
- Se calcula $m = n - \sum \lfloor E_i \rfloor$. Si $m = 0$ ya terminamos.
- Si $m > 0$, se distribuyen esos m tokens faltantes usando algún sistema (por ejemplo ruleta) tomando en vez de las esperanzas, los restos $R_i = E_i - \lfloor E_i \rfloor$.

Métodos con remainder

- Otra forma de garantizar que el individuo i se reproduzca al menos $\lfloor E_i \rfloor$ veces es con los métodos de remainder (resto).
- A cada individuo i se le asignan inicialmente $\lfloor E_i \rfloor$ "tokens" de reproducción.
- Se calcula $m = n - \sum \lfloor E_i \rfloor$. Si $m = 0$ ya terminamos.
- Si $m > 0$, se distribuyen esos m tokens faltantes usando algún sistema (por ejemplo ruleta) tomando en vez de las esperanzas, los restos $R_i = E_i - \lfloor E_i \rfloor$.
- Luego de seleccionados los individuos, se deben mezclar al azar para determinar las parejas.

Convergencia temprana

- Un problema es la posibilidad de que un “superindividuo” domine la población, y produzca una convergencia temprana a un máximo local.

Convergencia temprana

- Un problema es la posibilidad de que un “superindividuo” domine la población, y produzca una convergencia temprana a un máximo local.
- Pej si la fitness de un individuo es 50 veces mas alta que la de los otros, puede ser elegido para reproducirse casi con exclusividad, y la siguiente generación tendrá casi exclusivamente copias de este individuo.

Convergencia temprana

- Un problema es la posibilidad de que un “superindividuo” domine la población, y produzca una convergencia temprana a un máximo local.
- Pej si la fitness de un individuo es 50 veces mas alta que la de los otros, puede ser elegido para reproducirse casi con exclusividad, y la siguiente generación tendrá casi exclusivamente copias de este individuo.
- Pero si no es el máximo global, casi no será posible encontrarlo.

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking
 - 2 Sigma scaling

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking
 - 2 Sigma scaling
- Veamos un poco de cada una:

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking
 - 2 Sigma scaling
- Veamos un poco de cada una:
- En Ranking, no importa el valor de F_i sino sólo el **orden** entre ellas.

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking
 - 2 Sigma scaling
- Veamos un poco de cada una:
- En Ranking, no importa el valor de F_i sino sólo el **orden** entre ellas.
- El individuo que esté mas arriba en el ranking tendra un cierto % mas de probabilidad de reproducirse que el segundo, este mas que el tercero, etc,

Convergencia temprana

- Un par de técnicas que se usan para prevenir esto son:
 - 1 Ranking
 - 2 Sigma scaling
- Veamos un poco de cada una:
- En Ranking, no importa el valor de F_i sino sólo el **orden** entre ellas.
- El individuo que esté mas arriba en el ranking tendra un cierto % mas de probabilidad de reproducirse que el segundo, este mas que el tercero, etc,
- pero **sólo** depende de esa posición y no de **cuanto** “mejor” es.

Ejemplo de función usada para ranking

- Si se ordenan los individuos de menor a mayor, una formula común es:

Ejemplo de función usada para ranking

- Si se ordenan los individuos de menor a mayor, una formula común es:



$$LP(p) = 2 - SP + 2(SP - 1) \cdot \frac{p - 1}{n - 1}$$

Ejemplo de función usada para ranking

- Si se ordenan los individuos de menor a mayor, una formula común es:



$$LP(p) = 2 - SP + 2(SP - 1) \cdot \frac{p - 1}{n - 1}$$

- donde SP es un parámetro entre 1 y 2 y p es la posición en el ranking.

Ejemplo de función usada para ranking

- Si se ordenan los individuos de menor a mayor, una formula común es:



$$LP(p) = 2 - SP + 2(SP - 1) \cdot \frac{p - 1}{n - 1}$$

- donde SP es un parámetro entre 1 y 2 y p es la posición en el ranking.
- SP es la abreviación de “selection pressure”.

Ejemplo de función usada para ranking

- Si se ordenan los individuos de menor a mayor, una formula común es:



$$LP(p) = 2 - SP + 2(SP - 1) \cdot \frac{p - 1}{n - 1}$$

- donde SP es un parámetro entre 1 y 2 y p es la posición en el ranking.
- SP es la abreviación de “selection pressure”.
- Pej, veamos que pasa en los extremos:

Ejemplo de función usada para ranking

- Si $SP = 1$ la formula queda $LP(p) = 1 + 2(1 - 1) \cdot \frac{p-1}{n-1} = 1$, es decir, no hay ninguna presión: todos son seleccionados con la misma probabilidad.

Ejemplo de función usada para ranking

- Si $SP = 1$ la formula queda $LP(p) = 1 + 2(1 - 1) \cdot \frac{p-1}{n-1} = 1$, es decir, no hay ninguna presión: todos son seleccionados con la misma probabilidad.
- Si $SP = 2$ la formula queda $LP(p) = 2 \cdot \frac{p-1}{n-1}$.

Ejemplo de función usada para ranking

- Si $SP = 1$ la formula queda $LP(p) = 1 + 2(1 - 1) \cdot \frac{p-1}{n-1} = 1$, es decir, no hay ninguna presión: todos son seleccionados con la misma probabilidad.
- Si $SP = 2$ la formula queda $LP(p) = 2 \cdot \frac{p-1}{n-1}$.
- Pej con 11 individuos quedaria $LP(1) = 0$, $LP(2) = 0,2$, $LP(3) = 0,4$, $LP(4) = 0,6$, ...etc

Ejemplo de función usada para ranking

- Si $SP = 1$ la formula queda $LP(p) = 1 + 2(1 - 1) \cdot \frac{p-1}{n-1} = 1$, es decir, no hay ninguna presión: todos son seleccionados con la misma probabilidad.
- Si $SP = 2$ la formula queda $LP(p) = 2 \cdot \frac{p-1}{n-1}$.
- Pej con 11 individuos quedaria $LP(1) = 0$, $LP(2) = 0,2$, $LP(3) = 0,4$, $LP(4) = 0,6$, ...etc
- Regulando SP podemos variar esta presión.

Sigma Scaling

- En Sigma scaling se cambia cómo se calculan las esperanzas de acuerdo con la **variación** de las fitnesses.

Sigma Scaling

- En Sigma scaling se cambia cómo se calculan las esperanzas de acuerdo con la **variación** de las fitnesses.
- Una formula muy usada es $E_i = 1 + \frac{F_i - \bar{F}}{2\sigma}$

Sigma Scaling

- En Sigma scaling se cambia cómo se calculan las esperanzas de acuerdo con la **variación** de las fitnesses.
- Una formula muy usada es $E_i = 1 + \frac{F_i - \bar{F}}{2\sigma}$
- Esta forma tiene la ventaja de un “ajuste automático”:

Sigma Scaling

- En Sigma scaling se cambia cómo se calculan las esperanzas de acuerdo con la **variación** de las fitnesses.
- Una formula muy usada es $E_i = 1 + \frac{F_i - \bar{F}}{2\sigma}$
- Esta forma tiene la ventaja de un “ajuste automático”:
- Si la variación de la fitness de la población es grande (σ grande) entonces los individuos mas extremos no influyen tanto y se limita la posibilidad de convergencia temprana.

Sigma Scaling

- En Sigma scaling se cambia cómo se calculan las esperanzas de acuerdo con la **variación** de las fitnesses.
- Una formula muy usada es $E_i = 1 + \frac{F_i - \bar{F}}{2\sigma}$
- Esta forma tiene la ventaja de un “ajuste automático”:
- Si la variación de la fitness de la población es grande (σ grande) entonces los individuos mas extremos no influyen tanto y se limita la posibilidad de convergencia temprana.
- Si el tiempo ha pasado y la variación es poca, entonces ahí queremos que si aparece un individuo mas fit que otros tenga mas “influencia”, y como el σ será mas chico, entonces lo hará.

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:
 - Luego de una cierta cantidad de generaciones, o bien si se detecta poca variabilidad de las fitness, provocar una “catástrofe”:

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:
 - Luego de una cierta cantidad de generaciones, o bien si se detecta poca variabilidad de las fitness, provocar una “catástrofe”:
 - quedarse con algunos los individuos mas fit, eliminar al resto y generar nuevos individuos al azar para reemplazarlos.

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:
 - Luego de una cierta cantidad de generaciones, o bien si se detecta poca variabilidad de las fitness, provocar una “catástrofe”:
 - quedarse con algunos los individuos mas fit, eliminar al resto y generar nuevos individuos al azar para reemplazarlos.
 - “Islas”:

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:
 - Luego de una cierta cantidad de generaciones, o bien si se detecta poca variabilidad de las fitness, provocar una “catástrofe”:
 - quedarse con algunos los individuos mas fit, eliminar al resto y generar nuevos individuos al azar para reemplazarlos.
 - “Islas”:
 - Tener poblaciones de poblaciones, aisladas entre si (islas) pero permitir “migraciones”entre islas luego de un cierto tiempo.

Otras técnicas

- Otras técnicas usadas son:
 - Luego de una cierta cantidad de generaciones, o bien si se detecta poca variabilidad de las fitness, provocar una “catástrofe”:
 - quedarse con algunos los individuos mas fit, eliminar al resto y generar nuevos individuos al azar para reemplazarlos.
 - “Islas”:
 - Tener poblaciones de poblaciones, aisladas entre si (islas) pero permitir “migraciones”entre islas luego de un cierto tiempo.
- Hay muchas otras cosas para ver sobre esto, pero al ser sólo un pantallazo general, ya es suficiente.