

Algoritmos Genéticos

Gonzalo V. Castiglione, Alan E. Karpovsky, Martín Sturla

Estudiantes Instituto Tecnológico de Buenos Aires (ITBA)

12 de Junio de 2012

Entrega Final - Informe

Resumen—El presente informe busca analizar la utilización de algoritmos genéticos para la obtención de pesos óptimos para redes neuronales multicapa. Se estudiarán distintas técnicas de selección, cruce, mutación y reemplazo de los individuos y se detallarán los resultados obtenidos.

Palabras clave—algoritmos genéticos, métodos de selección, métodos de cruce, redes neuronales, evolución, población, mutación, reemplazo, individuo, gen

I. INTRODUCCIÓN

Se analizó el comportamiento de los algoritmos genéticos en el problema de la obtención de pesos para redes neuronales multicapa.

Con este fin se implementó un algoritmo que permite definir de manera sencilla todos los parámetros más importantes del motor de algoritmos genéticos con el fin de hacer más simple y práctico su estudio. Los parámetros que el usuario puede modificar son los siguientes:

- Tamaño de la población (N)
- Brecha generacional (G)
- Número máximo de generaciones
- Probabilidad de mutación (p_m)
- Probabilidad de cruce (p_c)
- Método de selección
- Método de reemplazo

II. DESARROLLO

A. Modelado del problema

A.1 Representación de los individuos

Se decidió representar a cada individuo de la población (red neuronal multicapa en este caso) de la siguiente forma: Cada capa de la red neuronal está representada por una matriz de pesos; por consiguiente una red neuronal es la concatenación de las filas de la matriz de cada una de sus capas. Un cromosoma será entonces un arreglo en el que cada locus representará un peso puntual de la red (notar que el *bias* está representado como una conexión extra a cada una de las neuronas).

A.2 Diagramación del algoritmo

En lo que a algoritmos genéticos respecta, existen numerosas formas de pensar la diagramación del mismo. Si bien la base teórica de fondo siempre es la misma, la forma en la que se eligen los individuos para ser cruzados, la forma en la que los individuos cruzados pasan o no pasan a la siguiente generación y demás aspectos pueden quedar a elección de quien sea que implemente el motor de algoritmos genéticos.

En la **Figura 1** del **Anexo A** se observa el modelado elegido para la implementación del algoritmo:

Suponiendo poblaciones de 10 individuos y un gap generacional $G = 0,6$ se seleccionan, mediante alguno de los métodos de selección que desarrollaremos a continuación, un $(G * 100)\%$ de la cantidad de individuos (N) de la *generación* i . Es decir que para el ejemplo de poblaciones de 10 individuos y $G = 0,6$, se tomarán 6 individuos (un 60% del tamaño de la población). Estos 6 individuos seleccionados son cruzados mediante alguno de los métodos de *crossover* y luego son pasados directamente a la *generación* $i+1$ con cierta probabilidad de mutación y/o de *backpropagation*. Esto quiere decir que con cierta probabilidad baja, los hijos de los individuos seleccionados pueden ser mutados y/o entregados mediante *backpropagation* antes de ser pasados a la próxima generación.

De esta forma, la *generación* $i+1$ ya tiene 6 de los 10 individuos necesarios. Los 4 individuos restantes son seleccionados de entre los 10 individuos de la *generación* i ; en otras palabras son seleccionados entre los padres de los hijos obtenidos por la cruce y los que nunca fueron elegidos en un principio por el método de selección. Nótese que los 4 individuos en cuestión del ejemplo son seleccionados mediante los métodos de reemplazo.

El motor de algoritmos genéticos implementado tiene la particularidad de permitir el uso de métodos mixtos para la selección y el reemplazo de los individuos. El usuario puede optar por elegir los individuos a cruzar bajo el método de selección *Elite* y luego elegir los individuos a reemplazar utilizando *Ruleta*.

B. Función de fitness

La función de *fitness* mide el grado de adaptación de un determinado individuo al entorno actual. Para este problema en particular se optó por tomar como función de *fitness* $f(i) = \frac{1}{ECM}$ siendo i una red neuronal (individuo) y ECM el error cuadrático medio obtenido al evaluar la misma.

III. MÉTODOS DE SELECCIÓN Y REEMPLAZO

Los métodos de selección y reemplazo son utilizados, valga la redundancia, para seleccionar los individuos de una determinada población. El *input* de este tipo de métodos es básicamente una población y algún parámetro de configuración (como ser la brecha generacional) y el *output* de éstos es un conjunto determinado de individuos.

A. Elite

El método de selección/reemplazo *Elite* consiste en elegir a los k “mejores” individuos de la población, considerando mejores a los individuos con mejor *fitness*.

B. Ruleta

La selección/reemplazo por ruleta se realiza de la siguiente manera:

1. Se evalúa el fitness, f_i , de cada individuo de la población.
2. Se computa la probabilidad (*slot size*), p_i , de seleccionar al miembro i de la población: $p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^N f_j}$, donde N es el tamaño de la población.
3. Calcular la probabilidad acumulada, q_i , para cada individuo: $q_i = \sum_{j=1}^i p_j$.
4. Generar un número *random*, $r \in (0, 1]$.
5. Si $r < q_1$ entonces seleccionar al primer cromosoma, x_1 . Sino seleccionar al individuo x_i tal que $q_{i-1} < r \leq q_i$.
6. Repetir los pasos 4 y 5 k veces para crear k candidatos seleccionados.

C. Boltzman

La selección/reemplazo por Boltzman estipula que la probabilidad de ser elegido es proporcional a una función no lineal del *fitness* y de la “temperatura”. En este sentido guarda ciertas similitudes a *simulated annealed*: al principio busca diversidad y luego baja la temperatura haciendo que cada vez haya menos diversidad de acuerdo a cierto decrease rate.

D. Torneo

En la selección/reemplazo por torneo se procede de la siguiente forma:

1. Se eligen 2 individuos al azar.
2. Se toma un número *random* $r \in [0, 1]$.
3. Si $r < 0,75$ se selecciona al más apto (de mayor *fitness*), sino se selecciona al menos apto.
4. Ambos individuos se devuelven a la población original y podrían ser seleccionados nuevamente.

E. Universal

La selección universal estocástica se asimila mucho a ruleta pero a diferencia de ésta se genera un solo $r \in [0, \frac{F}{k}]$ para elegir k individuos. Se tiene a su vez que $r_j = \frac{r+j-1}{k}$ con $j \in [1, k]$.

F. Mixto

La selección/reemplazo mixto consiste en elegir k_e individuos utilizando *Elite* (k_e es ingresado como parámetro) y el resto de los individuos por *Ruleta* / *Boltzman*.

IV. CRITERIOS DE CORTE

Los criterios de corte implementados son los siguientes:

- **Máxima cantidad de generaciones:** Dado un número p , el algoritmo termina al alcanzarse p generaciones.
- **Entorno al óptimo:** Se llega a la solución óptima o se alcanza un fitness superior a una determinada cota.
- **Contenido:** Se corta al detectar que el mejor fitness de la población no progresa con las generaciones.
- **Estructura:** Se finaliza al detectar que una parte relevante de la población no cambia de generación en generación. Es decir, dado un porcentaje p , el algoritmo termina cuando la cantidad de individuos iguales de la generación es mayor a dicho p .

V. MUTACIÓN Y BACKPROPAGATION

Una vez cruzados, los individuos pasan a la siguiente generación con una probabilidad baja de ser mutados y/o entrenados mediante *backpropagation*.

La mutación se realiza de la siguiente manera: Se toma un peso al azar del individuo y se le suma un número *random* proporcional al valor del mismo. Es decir, se le agrega cierto ruido a uno de los pesos de la red neuronal en cuestión.

VI. RESULTADOS

VII. CONCLUSIÓN

ANEXO A: GRÁFICOS

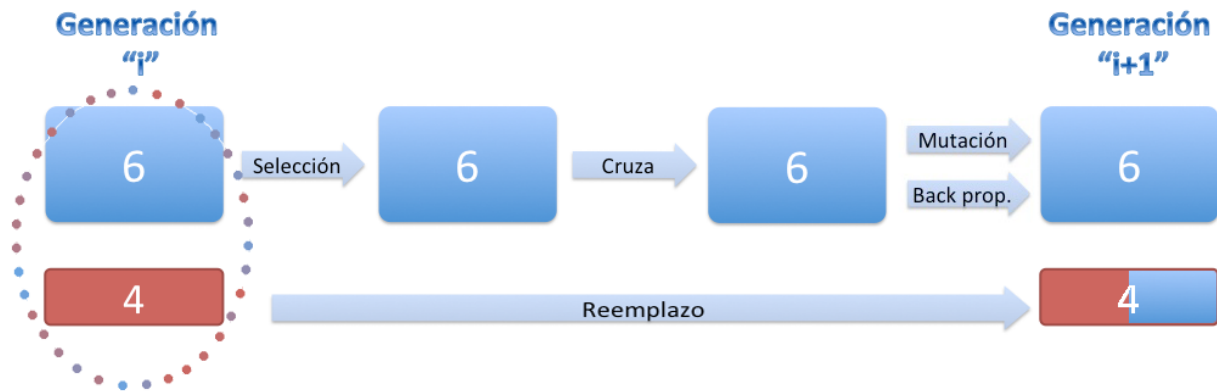


Figura 1: Modelado esquemático del funcionamiento del algoritmo genético para poblaciones de 10 individuos y un gap generacional $G = 0.6$.

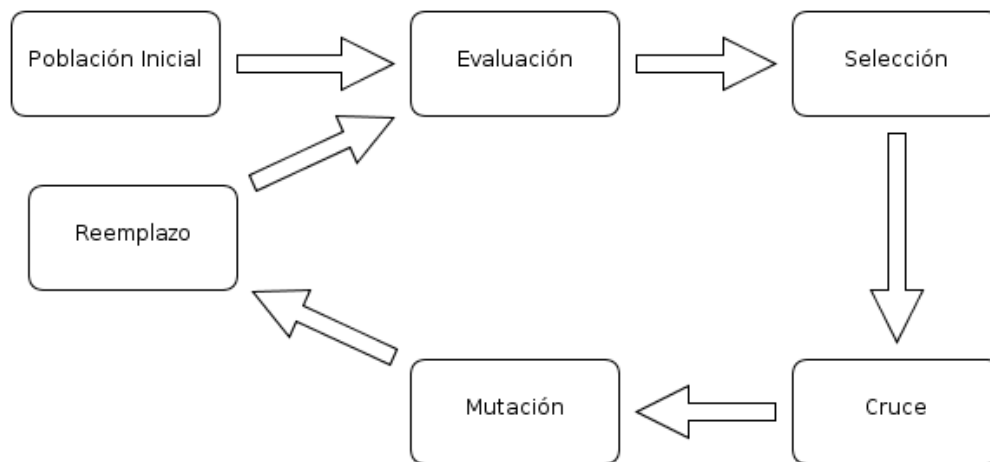


Figura 2: Flujo y etapas del algoritmo genético implementado.