

Algoritmos Genéticos y el problema del teñido de prendas en la Industria Textil

Eunice Ponce de León Sentí
eunice@cidet.icmf.edu.cu
Roberto Santana Hermida
rsantana@cidet.icmf.edu.cu
Centro de Inteligencia Artificial
Instituto de Cibernética, Matemática y Física
Calle 15 # 551 entre C y D, Vedado
CP 40 800, C. Habana, CUBA
Felipe Maldonado Etchegaray
fmaldon@vmredipn.ipn.mx
Escuela Superior de Ingeniería Textil
Instituto Politécnico Nacional
México

Resumen

La importancia práctica de la búsqueda de una secuencia de colores óptima en el proceso de teñido de prendas es bien conocido en el ambiente textil.

Nosotros presentamos un enfoque a este problema utilizando Algoritmos Genéticos (AGs). Ellos han mostrado eficientes resultados en múltiples problemas del mundo real. Su fuente de origen fue la observación, por parte de los investigadores de las ciencias de la computación, de los procesos de optimización que ocurren en la naturaleza.

La modelación matemática del problema nos conduce a identificarlo como el problema del viajante de comercio asimétrico.

Se diseña una familia de AGs para el problema en cuestión. Un operador de entrecruzamiento es introducido. La función de adaptabilidad aprovecha información en los dos sentidos de la secuencia de colores a evaluar. Se presentan diferentes formas de aprovechar el conocimiento heurístico del problema.

Resultados de este primer acercamiento al problema con AG son discutidos.

Palabras Claves: Teñido de prendas, Optimización, Secuencias de colores, Algoritmos Genéticos

Introducción

Uno de los problemas identificados en el proceso de teñido de prendas [1] es encontrar una

secuencia de colores en un tiempo razonable la cual proporcione los siguientes resultados:

- (1) las prendas teñidas tengan el color solicitado
- (2) y se minimice el gasto de productos para la limpieza de los equipos.

El proceso parte de una orden dada por un cliente para teñir prendas en un conjunto de varios colores. Una lista ordenada es construida para los colores que serán usados sucesivamente. La determinación de cual secuencia formar es hecha por personal técnico sobre la base de los niveles de "claridad" y "limpieza" del color y de su propia experiencia. Cuando la cantidad de colores aumenta se hace cada vez más difícil el alcanzar el óptimo real o al menos uno cercano a él, aunque las secuencias de colores sean adquiridas por la experiencia. Este hecho está dado por la cantidad de posibilidades que se tienen. Por ejemplo, para 10 colores se tienen $10! = 3,628,800$ secuencias diferentes. Por otro lado, una orden dada puede diferir de otra por contener otro conjunto diferente de colores y esto hace el problema aún más complejo para el personal técnico.

En [1] se introduce una medida del color, que permite cuantificar las diferencias entre el color obtenido después del teñido y el color solicitado por el cliente. Esta diferencia la denotaremos aquí como D_{ji} y significa la diferencia entre el color obtenido C_j y el solicitado C_i , al teñir el color C_j después del C_i . Esta medida cuantifica la alteración del color obtenido por la presencia de residuos de un teñido anterior, con otro color.

Formulación del Problema

Una formulación del problema de encontrar una secuencia de colores óptima para el teñido de prendas, puede hacerse de la siguiente manera:

Sea dado un conjunto de N colores $\{C_1, \dots, C_N\}$. Cuando se tiñe con color C_j después de teñir con color C_i , se obtiene el color C_j' , la diferencia entre el color obtenido y el solicitado está contenida en D_{ji} , $1 < i, j < N$. La magnitud D_{ji} para un C_i y C_j dado se puede tener como el costo de teñir un color C_j después del C_i producto de los residuos de este último. La matriz de los D_{ji} se llamará la matriz de las diferencias o matriz de costo. Una secuencia de colores lo podemos ver como una permutación p del conjunto $\{1, \dots, N\}$. Por tanto, una permutación $p = (p(1), \dots, p(N))$ define una secuencia de colores tal que $p(1)$ será el primer color a ser teñido, $p(2)$ el segundo y así sucesivamente.

Así el problema de encontrar una secuencia de colores la cual produce el mínimo de la diferencia entre los colores solicitados y los colores obtenidos puede ser formulada como el problema de optimización combinatoria a encontrar una permutación p la cual minimice la función:

$$Z(p) = \sum_{i=1}^{N-1} D_{p(i+1)p(i)} \quad (1)$$

En [1] se muestra como D_{ji} no es igual a D_{ij} , por lo que estamos en presencia de un caso específico del problema del viajante de comercio asimétrico.

Algoritmos Genéticos y sus conceptos fundamentales

Los algoritmos genéticos surgen como herramientas para la solución de complejos problemas de optimización producto del análisis de los sistemas adaptativos en la

naturaleza, y como resultado de abstraer la esencia de su funcionamiento.

Los algoritmos genéticos trabajan con tres operadores fundamentales [2]:

Operador de Selección o Darwiniano

Operador de Entrecruzamiento o Mendeliano

Operador de Mutación

Se parte de una población de cadenas (cromosomas) generada aleatoriamente y sobre esta actúan los operadores transformando la población. Una vez completada la acción de los tres operadores se dice que ha transcurrido un ciclo generacional.

El operador Darwiniano realiza la selección de las cadenas de acuerdo a su adaptabilidad para el posterior apareamiento.

El operador Mendeliano realiza la recombinación del material genético de dos cadenas padres.

El operador de Mutación al estilo del operador natural realiza la mutación de un gen dentro de un cromosoma o cadena a sus diferentes formas aleomorfas.

Para cada uno de estos operadores está asociado el uso de probabilidades y la generación de números aleatorios.

Hablando a un nivel más abstracto cuando decimos una población de cadenas generadas aleatoriamente podemos entender que estamos explorando el espacio de soluciones de nuestro problema aleatoriamente. De aquí la importancia de qué definir como un cromosoma y qué codificación hacer del mismo. Esto forma parte de la modelación matemática del problema. El otro aspecto es la medida de cuán buena es una solución para poder aceptarla o no. En el lenguaje genético esta medida se conoce como adaptabilidad al medio, en nuestro caso artificial es el valor de la función objetivo que se desea optimizar.

La robustez y eficiencia del algoritmo genético está fundamentada en el Teorema de Esquema [2] en el cual se analiza la participación de cada operador para garantizar la conservación del material genético de los individuos más adaptados. Para esto se definió el concepto de esquema como un patrón de similaridad que describe un subconjunto de cadenas con similaridades en ciertas posiciones de la cadena y se estudiaron sus propiedades. Este concepto dió la posibilidad de argumentar el paralelismo implícito de los algoritmos genéticos en la exploración de las mejores regiones del espacio de búsqueda.

En resumen podemos enmarcar las diferencias de concepto de los algoritmos genéticos con el resto de los métodos de búsqueda en cuatro aspectos:

- 1- Trabajan con una codificación de los parámetros y no con los parámetros mismos.
- 2- Buscan a partir de una población de puntos y no de un punto simple.
- 3- Usan directamente la función objetivo y no la derivada u otro conocimiento auxiliar.
- 4- Usan reglas de transición probabilísticas y no determinísticas.

Algoritmo Genético en el problema de búsqueda de la secuencia óptima para el teñido de prendas

Representación de las soluciones.- Una solución se representa como una permutación del conjunto $\{1, \dots, N\}$. Para un problema con 6 colores, el cromosoma (5 3 6 1 4 2) significa la secuencia de teñir primero con el color 5 luego con el color 3, y así sucesivamente.

Población Inicial.- Se generan aleatoriamente los cromosomas que representan permutaciones de N elementos.

Función Objetivo.- Para cada cromosoma (a_1, \dots, a_N) se calculan las sumas,

$\sum_{i=1}^{N-1} D_{a_{i+1}, a_i} 2, \sum_{i=1}^{N-1} D_{a_i, a_{i+1}} 3$ y se selecciona como su valor en la función objetivo la suma de menor magnitud. La primera suma significa que se tienen en cuenta los costos leyendo el cromosoma de izquierda a derecha y la segunda tiene en cuenta los costos leyendo el cromosoma de derecha a izquierda.

Ejemplo.- Sea el cromosoma (2 3 1) y la matriz de costo

$[D_{ji}]_{3 \times 3} = \begin{matrix} & 0 & .4 & .2 \\ .4 & 0 & .3 & \\ & 1. & .9 & 0 \end{matrix}$ Empezamos el teñido con el color 2, después con el color 3 vamos a la matriz y buscamos el elemento 2,3 que es 0.3,

luego teñimos con

el color 1 y buscamos el elemento 3,1 que es 1. , la primera suma es 1.3. Veamos ahora en el otro sentido. Empezamos con el color 1 y después con el color 3, el elemento 1,3 es .2 . Por último teñimos con el color 2, el elemento 3,2 es .9, la segunda suma es 1.1 y es menor que la primera. La adaptabilidad de la solución representada en este cromosoma es 1.1. De esta manera, al analizar una secuencia tenemos información sobre la secuencia inversa, pudiendo tener una búsqueda simultánea.

Operador de selección.- Como nuestro problema es encontrar una secuencia tal que minimice la función (1) las mejores soluciones son aquellas que tengan un valor menor para (1). El operador de selección tiende a favorecer las soluciones mejores para que se transmitan de generación en generación. Se trabajó con escalado lineal y exponencial de la función objetivo.

Operador de entrecruzamiento.- Este operador al estilo del operador de recombinación de aristas (ERX) [3] construye un solo cromosoma hijo. Este tiene la intención de aprovechar las mejores subsecuencias de ambos padres y combinarlas. Otras regiones del espacio son analizadas cuando es necesario explorar un nuevo enlace no contenido en ambos padres.

Algoritmo

Sean dados dos cromosomas padres,

- 1.- Se calculan los D_{ji} de las secuencias contenidas en los padres en los dos sentidos.
- 2.-Se genera aleatoriamente un número entre 1 y N para determinar con cuál color empezará la secuencia hijo. El número generado es el primer color que se escribe en la secuencia.
- 3.- El siguiente color resulta de seleccionar uno a partir del color actual tal que su costo sea el menor, hallado en el paso #1 y ese color no halla sido anteriormente utilizado en la secuencia y se sigue al paso #4. Si ningún color se puede alcanzar a partir del actual tal que no se ha visitado, entonces se selecciona uno aleatoriamente de los que restan y se sigue al paso #4. Si no hay más colores para seleccionar en alguno de los modos anteriores, se termina el proceso de construcción del cromosoma o secuencia hijo.
- 4.- Se escribe el siguiente color en la secuencia y se va al paso #3.

Ejemplo:

Cromosomas padres (1 4 2 5 3) y (4 1 2 3 5)

Primer paso:

$$D_{4,1} = .8 \quad D_{1,4} = .6$$

$$D_{2,4} = .5$$

$D_{5,2} = .7$
 $D_{3,5} = .4$ $D_{5,3} = .9$

$D_{2,1} = .8$
 $D_{3,2} = 1.2$

Segundo paso: Selecciona aleatoriamente el color 3 de la secuencia.

Cromosoma hijo (3)

Tercer paso: 3 llega a 5 y a 2. Pero $D_{3,5} = .4$ y $D_{3,2} = 1.2$. Luego se selecciona 5 por tener menor valor.

Cuarto paso:

Cromosoma hijo (3 5)

Tercer paso: 5 llega 3 y a 2, pero 3 ya se seleccionó luego se toma 2 como única opción

Cuarto paso :

Cromosoma hijo (3 5 2)

Tercer paso : 2 llega a 5 y a 3, según la información de los padres. Pero ya estos colores se utilizaron. Luego, seleccionamos uno aleatoriamente de los restantes. Supongamos que fue el 4.

Cuarto paso :

Cromosoma hijo (3 5 2 4)

Tercer paso : 4 llega a 1 como única opción.

Cuarto paso :

Cromosoma hijo (3 5 2 4 1)

Tercer paso : Se han colocado todos los colores en la secuencia y termina el proceso.

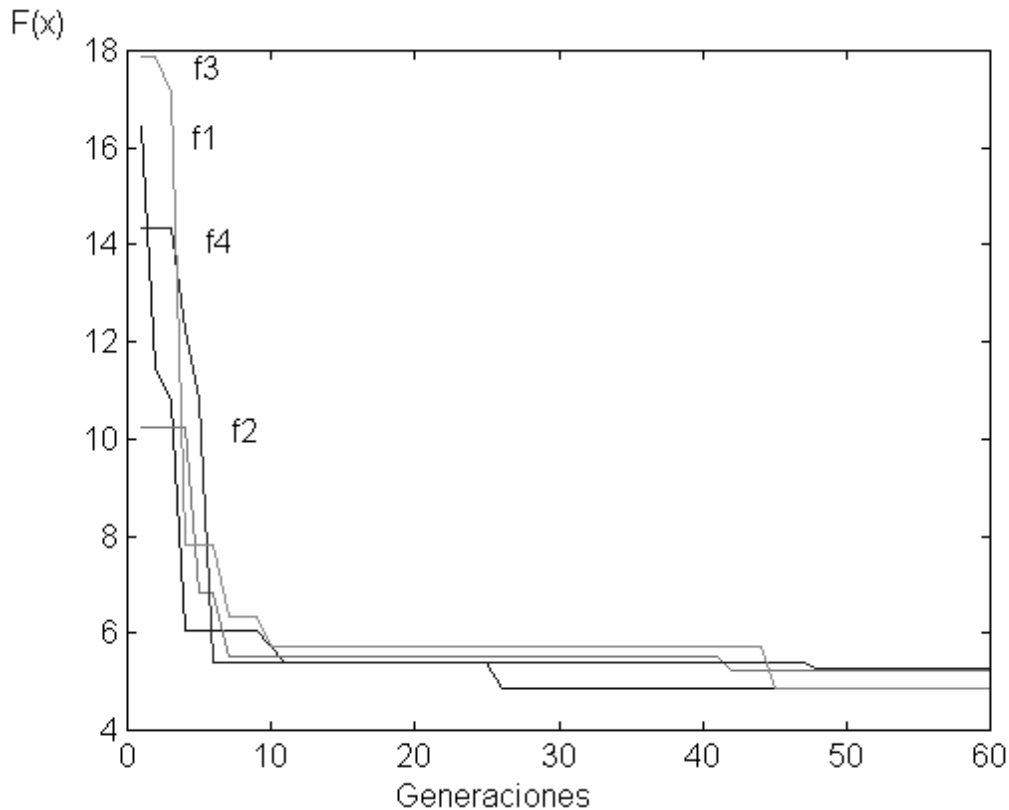
Operador de Mutación.- Se usaron dos tipos de mutaciones. La primera es la estándar, es decir, se seleccionan aleatoriamente dos números entre 1 y N. Estos se toman como las posiciones que intercambiaran sus valores. Una segunda mutación implementada fue nombrada mutación heurística. Ella se inspira en el hecho de que los expertos al elaborar sus secuencias de colores, tienden a ordenarlos de los colores más claros a los más oscuros. De esta manera, se ordenan previamente los colores. El color 1 es el más claro el color N es el más oscuro y se generan números aleatorios para intercambiar un par de colores mal ubicados en cuanto a 'claridad'. La implementación para 10 colores divide el cromosoma a la mitad.

Probabilidades.- Se utilizaron varios juegos de probabilidades para los operadores de entrecruzamiento y mutación. Para la mutación se usó además una probabilidad adaptativa. Aumentando la mutación en la medida que se afectara la heterogeneidad de la población.

Discusión de los resultados

Se trabajó el caso de 10 colores con la información tomada de [1] . Los diferentes algoritmos genéticos probados convergen siempre a valores por debajo de 5.7. En un número considerable de casos se obtuvo el óptimo (4.88). Para los diferentes A.G. la cantidad de generaciones fue igual a 60. En la figura 1, se muestra una comparación de 4 tipos de algoritmos. Los tiempos de ejecución fueron siempre por debajo de los 10 segundos en una Gateway 486 DX a 66 MHz.

Figura 1



- f1: Selección exponencial. Tamaño de población : 80. Probabilidad de cruzamiento: 1 .
 Tipo de mutación: Estándar. Probabilidad de mutación: 0.1
- f2: Selección estándar. Tamaño de población : 60. Probabilidad de cruzamiento: 1. Tipo
 de mutación: Estándar. Probabilidad de mutación: variable.
- f3: Selección lineal. Tamaño de población : 60. Probabilidad de cruzamiento: 1. Tipo de
 mutación: Heurística. Probabilidad de mutación: 0.5
- f4: Selección estándar. Tamaño de población : 80. Probabilidad de cruzamiento: 0.9.
 Tipo de mutación: Heurística. Probabilidad de mutación: 0.2

Referencias

[1] Morales M., L.; Maldonado E., F.; Radillo R., R. y Ciurlizza G., A. (en prensa) :
 Optimization of color sequence in the process of fabric dyeing, 1995.

[2] Goldberg, D. E. (1989): Genetic algorithms in search, optimization, and machine
 learning. Reading, MA: Addison-Wesley.

[3] Whitley, D., Starkweather, T. y Fuquay, D. (1989): Scheduling problems and the
 traveling salesman: the genetic edge recombination operator. Proceeding of Third
 International Conference on Genetic Algorithms and their Applications, pp. 133-140.