

Algoritmos Sociales Jerárquicos

Abraham Duarte Ángel Sánchez Felipe Fernández Juan José Pantrigo

abraham.duarte@urjc.es angel.sanchez@urjc.es Felipe.Fernandez@es.bosch.com juanjose.pantrigo@urjc.es

Dept. Informática Estadística y Telemática

ESCET, Universidad Rey Juan Carlos

28933 Móstoles (Madrid)

Resumen

En este trabajo se introducen las características generales de una nueva metaheurística denominada Algoritmos Sociales Jerárquicos o algoritmos HS (Hierarchical Social (HS) Algorithms), inspirados en el comportamiento jerárquico observado en diversidad de organizaciones humanas y sistemas biológicos. Los algoritmos HS se basan en la optimización simultánea (competitiva) de un conjunto de soluciones factibles y disjuntas. En principio, el problema se modela como una sociedad que se divide jerárquicamente en grupos, donde cada uno de ellos representa una solución (completa o incompleta). Cada grupo evoluciona en modo autónomo o compite con sus grupos vecinos, encontrando soluciones mejores por medio de las estrategias que modelan la evolución social. En esta evolución social, los grupos de “peor calidad” tienden a desaparecer, enriqueciendo a los grupos de “mejor calidad”. Al final del proceso social, sólo sobrevive un grupo que contiene una solución aproximada quasi-óptima al problema planteado.

1. Introducción

Los Algoritmos HS se consideran una nueva metaheurística que resuelve de forma eficaz y robusta problemas de optimización modelados con grafos en los que la solución a dicho problema es un subgrafo. Esta metaheurística se inspira en el comportamiento que se observa en algunas sociedades jerárquicas, donde los individuos se clasifican en grupos, de tal forma que se puede establecer una jerarquía entre ellos.

Desde un punto de vista algorítmico, se puede

considerar que los algoritmos HS tratan de combinar ideas que provienen de las metaheurísticas poblacionales [17], de los procedimientos de búsqueda local [1] y de las metaheurísticas constructivas [8][3]. La metaheurística propuesta parte de una sociedad que se estructura jerárquicamente en una población de grupos, donde cada grupo almacena una solución (similitud con metaheurísticas poblacionales). Los algoritmos HS proporcionan herramientas de optimización que permiten que estos grupos evolucionen de forma autónoma durante cierto tiempo, mejorando la solución que almacenan (similitud con las metaheurísticas basadas en búsqueda local). Después de ese periodo, los grupos empiezan a competir entre sí. Como consecuencia de esta competición los grupos más débiles empiezan a perder a sus individuos, los cuales se incorporan a los grupos más fuertes (similitud con las metaheurísticas constructivas). En este proceso los grupos más débiles tienden a desaparecer y los grupos más fuertes tienden a reforzarse. Una vez terminado el proceso de competición, los grupos que sobreviven vuelven a evolucionar de forma autónoma para posteriormente volver a competir. El proceso termina cuando queda un único grupo, caracterizado por ser el mejor de todos y contener una solución al problema de optimización que se había planteado.

Es importante resaltar que el hecho de tener una analogía real proporciona una fuente de inspiración muy rica que permite aplicar algunos operadores sociales que aparecen en el ámbito de las sociedades jerárquicas a problemas de optimización. La analogía social también se establece como mecanismo para facilitar la comprensión del algoritmo. En [13] se apunta que la proliferación de nuevas metaheurísticas inspiradas en símiles biológicos a menudo

resulta artificial como estrategia general de resolución de problemas complejos. En ningún momento se proponen los algoritmos HS como una estructura rígida que se deba cumplir sin ningún tipo de fisura. Por lo tanto, la metaheurística se puede enriquecer con cualquier procedimiento que no tenga ninguna interpretación social con tal que mejore las características del algoritmo. En este sentido, los algoritmos HS se pueden hibridar con otras metaheurísticas que no tienen interpretación social, como, por ejemplo, con GRASP [8], como preproceso para generar una población inicial de grupos más “inteligente” que la población que genera un procedimiento aleatorio, y la hibridación con el re-encadenamiento de trayectorias (path relinking) [10], como postproceso para mejorar la solución obtenida por medio de los algoritmos HS.

2. Sociedades jerárquicas

Una de las estructuras sociales que más comúnmente se han encontrado en la historia universal es la jerarquía. Este tipo de organización aparece también en muchas facetas de la vida, encontrando ejemplos claros en una gran diversidad de organizaciones humanas, incluso en ciertos grupos biológicos, como pueden ser las abejas o las hormigas. El hecho fundamental que caracteriza a las sociedades jerárquicas es que los individuos que las componen se organizan en grupos, donde se establecen niveles de capacidades diferentes. A su vez estos grupos pueden formar parte de otros grupos más complejos y así sucesivamente hasta describir cualquier sociedad.

Una pregunta que sobreviene es por qué la estructura jerárquica de las sociedades ha prevalecido a lo largo de la historia. Algunos enfoques sugieren que la jerarquía conduce a soluciones de forma más sencilla que otras estructuras organizativas [11]. Muchas disciplinas de la ciencia y de las humanidades han contribuido al estudio de los problemas asociados con las sociedades jerárquicas, entre las que se pueden destacar la economía, la psicología, la sociología o incluso las ciencias políticas. Por lo tanto, existe un conocimiento bastante amplio de las estructuras jerárquicas y su comportamiento.

Un estudio relevante de las sociedades humanas desde un punto de vista económico proviene de Adam Smith. En 1797 [16] establece que para ciertos problemas, caracterizados por ser grandes y

difíciles, se pueden obtener soluciones de alta calidad dividiendo el problema en varias partes, de tal forma que de cada parte se ocupe un agente (económico). En principio, cada agente sólo se ocupa de su parte del problema sin importarle el resto. Finalmente, se hace que estos agentes compitan entre sí. Este enfoque ha sido utilizado por muchos autores para resolver problemas, sobre todo los que se encuentran en el ámbito económico. Las ideas de A. Smith introducen el concepto de la “mano invisible (invisible hand)” que se puede enunciar en los siguientes términos:

“La suma de los comportamientos egoístas de las personas redundan en un beneficio y bienestar general”.

Actualmente, el modelo de A. Smith ha sido superado, debido fundamentalmente a que la autonomía y la competición por sí solas no suelen garantizar la optimalidad de una solución, ya que se deberían verificar ciertas condiciones tales como la disponibilidad de una información perfecta o la ausencia de elementos externos que, en los casos reales, no se cumplen [2]. John Nash, en 1950, postuló que el sistema de ideas de Adam Smith no era erróneo, pero estaba incompleto. Para que el modelo fuese válido se requiere un mínimo de cooperación entre los agentes económicos. Nash [14] desarrolló un marco conceptual, conocido como teoría de juegos, cuyo principio fundamental es el siguiente:

“La persecución del interés propio en un marco de cooperación produce resultados superiores para todos los participantes”.

Basándose en la analogía social, se pueden desarrollar varios algoritmos sociales teniendo en cuenta: “estructuras sociales” (individuos, grupos y sociedades), “relaciones sociales” (entre individuos y entre grupos de individuos) y los “procesos sociales” (promoción de individuos, competición entre grupos, anexión de grupos o cooperación entre grupos). En este trabajo se propone una metaheurística basada en las sociedades jerárquicas en la que se consideran dos niveles de jerarquía. Los individuos se estructuran en grupos, de tal forma que estos grupos constituyen la sociedad. En la literatura se pueden encontrar algunos algoritmos que utilizan una analogía social (más elemental) como fuente de inspiración. Quizá los más populares son los algoritmos culturales [15], la inteligencia de enjambre [12], los sistemas de hormigas [3] o los equipos

asíncronos [18].

La idea que pretende explotar la metaheurística HS consiste en establecer una población de grupos que se estructuran jerárquicamente, de tal forma que cada uno de ellos actúa como un agente. Cada agente en modo autónomo trata de optimizar su grupo de forma egoísta. Este mecanismo de evolución se puede considerar como una estrategia de cooperación entre los individuos que componen cada grupo. Posteriormente, se permite la competición entre dichos agentes como mecanismo complementario de optimización. De esta competición, algunos agentes se refuerzan y otros se debilitan. Incluso puede que alguno desaparezca. Esta competición se mantiene hasta que quede un único agente caracterizado por ser el más fuerte de todos. Para problemas complejos se puede permitir que las relaciones entre grupos no sean sólo competitivas sino también cooperativas.

3. Estructura Social

En el sentido amplio del término, una sociedad podría reflejar las posibles relaciones que se pueden establecer entre los individuos que conforman dicha sociedad. En principio, un individuo que pertenece a una sociedad no tiene por qué poder relacionarse con todos los individuos de esa sociedad, sino que lo habitual es que sólo pueda relacionarse con los individuos de su entorno. Desde un punto de vista formal, una “sociedad” se puede describir a través de un grafo en el que los nodos se corresponden con los “individuos” de dicha sociedad y los arcos o aristas con las “relaciones” que se establecen entre dichos individuos. Es importante señalar que las características concretas del grafo, como que los arcos sean dirigidos o no dirigidos, que los pesos de los arcos sean enteros o reales o que se le asigne peso a cada nodo (salida del arco) o que no se considere peso, dependen siempre del problema que se quiera resolver. Nótese que este grafo debe ser conexo. En el caso contrario, cada componente conexa se trataría de forma independiente como si cada una de ellas fuese una sociedad distinta. En la Figura 1 se muestra un ejemplo de sociedad.

La metaheurística propuesta intenta hacer la búsqueda del subgrafo solución de forma paralela. Para ello se fracciona el grafo problema o sociedad en varios subgrafos (g_i), que se les da el nombre de

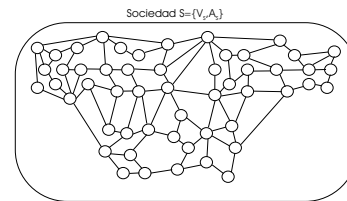


Figura 1: Ejemplo de sociedad modelada con un grafo.

“grupos”. La aplicación que se encarga de construir grupos a partir de la sociedad se conoce como “función política” o simplemente “política”. La forma de aplicar la política sobre una sociedad consiste en ir eliminando arcos del grafo sociedad. Al subgrafo obtenido como consecuencia de aplicar la función política se denomina “grafo política”. Es importante destacar que la elección de la política es dependiente del problema.

Los arcos del grafo política reciben el nombre de “relaciones activas”. Por otro lado, el conjunto de arcos eliminados se denominan “relaciones no activas”.

En el contexto de los algoritmos HS, una política establece una partición dinámica de la sociedad. El hecho de aplicar una determinada política a una sociedad, por lo general, suele conducir a que el grafo se parta en varias componentes conexas, donde cada una de esas componentes conexas reciben el nombre de “grupo social” o simplemente “grupo”. A efectos prácticos, un grupo representa a un subdominio del dominio de búsqueda, de tal forma que los individuos que se encuentran en ese grupo tienen restringido el espacio de búsqueda a ese subdominio. La política clasifica a los individuos en grupos de tal forma que se restringen las relaciones entre grupos.

Es fundamental tener en cuenta que para la mayoría de los problemas la aplicación de una política a una sociedad no es un problema trivial, ya que cada grupo formado por la aplicación de dicha política tiene que contener una solución. En otras palabras, una política establece una partición de la sociedad en grupos disjuntos de tal forma que cada grupo contiene una solución o quasi-solución (arcos y/o nodos que forman parte de la solución) al problema. La forma más sencilla de construir un grafo política consiste en la generación aleatoria de gru-

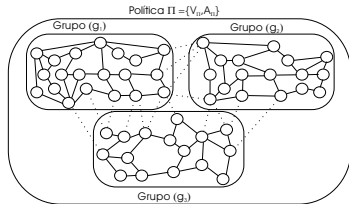


Figura 2: Política arbitraria aplicada a una sociedad genérica.

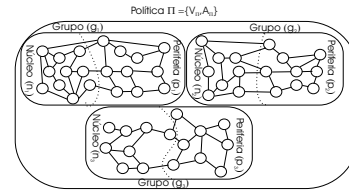


Figura 3: Separación en grupos entre núcleo y periferia para la política mostrada en la figura 2.

pos. Para ello se fija un número arbitrario de grupos y aleatoriamente los individuos se introducen en cada uno de esos grupos. Finalmente, se prohíben las relaciones entre individuos de distintos grupos, o en terminología más propia de la teoría de grafos, se eliminarían los arcos que unen nodos asignados a distintos subgrafos dentro de la misma partición. En la Figura 2 se muestra el resultado de aplicar una política cualquiera a la sociedad genérica presentada en la Figura 1.

Dentro del marco de los algoritmos HS, cada grupo se puede dividir en dos partes bien diferenciadas: el “núcleo” y la “periferia”. Para un grupo concreto, su núcleo se corresponde con los individuos y relaciones activas que determinan la solución, o al menos forman parte de la solución. La periferia se define como el complementario del núcleo; es decir, que la periferia estaría compuesta por todos aquellos individuos y relaciones activas que pertenecen al grupo, pero que no pertenecen al núcleo.

Hasta el momento, las únicas relaciones que se habían etiquetado como relaciones no activas eran aquellas que unían individuos de grupos distintos. Por lo general, al aplicar la separación entre núcleo y periferia para cada grupo, bastantes más relaciones pasan al estado de relaciones no activas. Esto se debe fundamentalmente a que cada grupo debe contener una solución, ya sea completa o parcial.

El hecho de dividir el grupo en núcleo y periferia tiene un carácter esencialmente práctico, ya que permite tener una zona “característica” (núcleo), que es la que se quiere optimizar, para lo cual se utiliza otra zona (periferia) que actúa como vecindad. En la Figura 3 se presenta una división en núcleo y periferia para la política presentada en la Figura 2.

Como se mencionó en la introducción, una de

las características esenciales que presentan los algoritmos HS es que intentan combinar ideas que provienen de las metaheurísticas poblacionales [17] e ideas provenientes de las metaheurísticas constructivas [8][3]. Para ello, se dota a los individuos que componen la sociedad de dos tipos de funciones objetivo: la “función objetivo de grupo”, que es equivalente a la función objetivo en metaheurísticas poblacionales y la “función objetivo de individuo”, que tiene una equivalencia con una función voraz o miope en metaheurísticas constructivas.

Dado un problema de optimización cualquiera, la función objetivo de grupo representa la función de coste que se quiere optimizar. Esta función permite evaluar la calidad que tiene cada solución (parcial o completa) correspondiente a cada grupo. El valor de la función objetivo de grupo viene determinado por los individuos y relaciones activas que pertenecen a la solución dentro del grupo.

La función objetivo de grupo no es más que la función objetivo que caracteriza al problema que se pretende resolver, pero restringiendo su dominio de aplicación a cada grupo. Es decir, que la función objetivo de grupo evalúa la solución (única) contenida en cada grupo. Además el valor de la función objetivo de grupo es compartido por todos los individuos que pertenecen al grupo, independientemente de que esos individuos pertenezcan al núcleo o a la periferia. Por lo tanto, todos los individuos que pertenecen al grupo están etiquetados con la misma medida de calidad (valor de la función objetivo de grupo), lo cual tiene una clara interpretación social, en el sentido de que una agrupación de individuos en más que la suma de los individuos por separado, por lo que se establece una sinergia cuando los individuos se agrupan en sociedades. Nótese que este enfoque se ha utilizado por otros algoritmos con

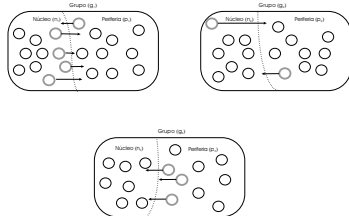


Figura 4: Política antes de efectuar un movimiento intra-grupo.

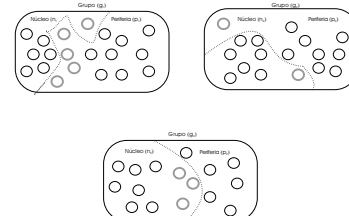


Figura 5: Política después de efectuar un movimiento intra-grupo.

cierta interpretación social como pueden ser los basados en la inteligencia de enjambre [12][18][3] o los algoritmos culturales [15]. En todos estos algoritmos se le da un mayor nivel de inteligencia (de masas) al conjunto de individuos que al propio individuo.

El diseño de la función objetivo de individuo se debe hacer considerando que, para su cálculo, sólo se tienen que tener en cuenta exclusivamente las relaciones activas.

La función objetivo de grupo permite establecer una ordenación entre grupos, con lo que se puede saber qué grupos contienen soluciones de alta calidad y qué grupos contienen soluciones de baja calidad. En este sentido, se pueden clasificar los grupos como “grupos ganadores” y “grupos perdedores”. En esencia los grupos ganadores son aquellos que tienen un valor más alto (en problemas de maximización) o más bajo (en problemas de minimización) de la función objetivo de grupo. El resto de grupos se dice que son grupos perdedores. Generalmente, como se busca la “mejor solución” para la función objetivo de grupo, se tendrá un único grupo ganador y el resto se considerará grupos perdedores.

A todos los efectos, la función objetivo de individuo se puede considerar como una función constructiva (*greedy*) que permite evaluar, para cada individuo, cuál sería el cambio en la función objetivo de grupo si ese individuo formase parte de la solución del grupo considerado. De tal forma que en cada instante, esta función identifica al candidato más idóneo para incorporarlo a la solución. La función objetivo de individuo está determinada por parámetros locales de cada individuo, como el valor del individuo (peso del nodo), las relaciones activas (arcos de la política actual), el valor de las relaciones

activas (peso de los arcos) o el valor de la función objetivo de individuo de los vecinos.

4. Estrategias de Evolución de la Sociedad

Hasta el momento, se ha propuesto una partición estática de la sociedad en componentes conexas a las que se les ha dado el nombre de grupos. Cada uno de esos grupos encierra una solución, pudiendo establecer una jerarquía entre grupos a través de la función objetivo de grupo. Los algoritmos HS proporcionan unas herramientas de optimización, conocidas como “estrategias de evolución”, que permiten modificar la distribución de individuos en grupos a través de modificaciones sobre la política. Para llevar a cabo este cometido, lo que hacen estas estrategias es transformar algunas de las relaciones activas en relaciones no activas y viceversa. En otros términos, las estrategias de evolución modifican la política, y como consecuencia, se produce una modificación en la partición de la sociedad.

Una de las características más genuinas que presentan los algoritmos HS es que, aunque parten de una población de soluciones, como ocurre en las metaheurísticas poblacionales, la mejora de esa población de soluciones no se hace como en el caso general poblacional, es decir, por medio de la combinación de soluciones a través de un operador de cruce (*crossover*). En los algoritmos HS la mejora de soluciones se hace a través de movimientos entre individuos de grupos vecinos.

En el marco de los algoritmos HS se definen dos tipos de movimientos: “intra-grupos” e “inter-grupos”. El primero de ellos permite la mejora de la solución contenida en cada grupo, como ocurre en

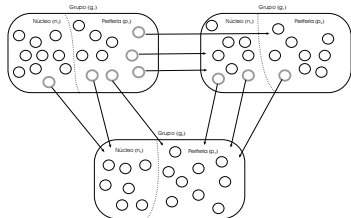


Figura 6: Política antes de efectuar un movimiento inter-grupo.

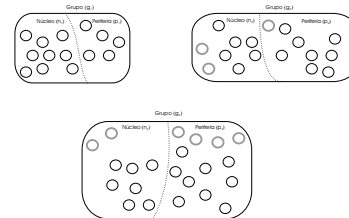


Figura 7: Política después de efectuar un movimiento inter-grupo.

las metaheurísticas basadas en búsqueda local [1]. El segundo tipo de movimiento permite que los individuos se sientan libres y cambien de grupo, enriqueciendo el grupo destino a costa del empobrecimiento del grupo origen. Este enfoque es semejante al que se puede encontrar en algunas metaheurísticas constructivas [8][3].

Las estrategias de evolución se dividen en “estrategia ganadora o estrategia cooperativa” que estaría asociado con el movimiento intra-grupo y la “estrategia perdedora o estrategia de competición” que estaría asociado con el movimiento inter-grupo. La estrategia cooperativa está orientada, principalmente, a la mejora de la función objetivo de grupo, aunque también puede permitir la mejora de la función objetivo de individuo. En las Figuras 4 y 5 se presenta, respectivamente, la situación de la sociedad antes y después de producirse un movimiento intra-grupo.

Una primera conclusión que se puede extraer es que el dominio de búsqueda está restringido a cada grupo, es decir que para esta estrategia sólo se consideran los individuos que pertenecen a ese grupo y todas las relaciones que existen en la sociedad entre esos individuos.

El proceso de optimización local consiste fundamentalmente en permitir el intercambio de nodos entre el núcleo y la periferia y viceversa con el fin de mejorar la función objetivo de grupo. Cuando ésta no se puede mejorar se intenta mejorar la función objetivo de individuo, lógicamente sin empeorar en ningún momento la función objetivo de grupo.

Por contra, la estrategia competitiva tiene la misión de modificar la distribución actual de individuos en grupos mediante movimientos inter-grupo, con lo que los individuos que pertenecen a un gru-

po, lo puedan abandonar, incorporándose a un nuevo grupo. En las Figuras 6 y 7 se presenta, respectivamente, la situación de la sociedad antes y después de producirse un movimiento inter-grupo.

La estrategia de competición tiene la función de permitir el cambio de grupo por parte de los individuos, para ello los individuos examinan sus grupos vecinos y se incorporan al grupo que más le hace mejorar su función objetivo de individuo. Existen dos posibilidades: maximizar la función objetivo de grupo o maximizar la función objetivo de individuo. Estos dos objetivos podrían ser coincidentes en lo que respecta al movimiento de individuos.

El dominio de búsqueda para la estrategia de competición sólo está restringido por las relaciones factibles; es decir, cada individuo sólo puede abandonar su grupo actual para incorporarse a un grupo vecino. Lógicamente, la definición de vecindad es dependiente del problema. El hecho de aplicar esta estrategia tiene dos consecuencias fundamentales. La primera de ellas es que es probable que se modifique la partición de los grupos de la sociedad, ya que los individuos que pertenecen a los peores grupos tienden a abandonarlos para incorporarse a los mejores grupos, de tal forma que los peores grupos tienden a desaparecer enriqueciendo a los mejores grupos. La segunda consecuencia es que la solución que encierra cada grupo, descrita por la función objetivo de grupo tiende a mejorar.

5. Aplicaciones

En esta sección se presentan algunos de los problemas que se han resuelto aplicando los algoritmos HS.

Problema del circuito crítico [9][4]: Los algo-

ritmos HS se han aplicado a la resolución del problema del circuito crítico en digrafos en cualquiera de sus versiones: máximo ciclo medio, máxima relación beneficio-tiempo y sus versiones duales, mínimo ciclo medio y mínima relación coste-tiempo. La resolución de este problema realiza mediante una reinterpretación del algoritmo de Howard en el marco de los algoritmos HS. Esta nueva visión le aporta generalidad y sencillez. Además, se introducen una serie de operadores sociales que, para algunos problemas, mejoran de forma ostensible el comportamiento del algoritmo original. Para tener una idea de la calidad del enfoque propuesto, se presenta un estudio experimental comparativo entre los algoritmos HS propuestos y los algoritmos de Karp, Lawler junto con Bellman-Ford adaptativo y Howard

Planificación de tareas con recursos ilimitados [5][4]: Muchas de las aplicaciones o algoritmos que se encuentran en el ámbito del procesamiento de señal e imagen se caracterizan por ser computacionalmente intensivas, pudiendo codificarse de manera recursiva o iterativa. Este tipo de aplicaciones o algoritmos se pueden representar mediante un grafo dirigido conocido como Grafo de Flujo de Datos o DFG. Este digrafo se puede utilizar para construir una planificación de tareas estática, que consiste en determinar el instante de tiempo y el recurso concreto en el que debe ejecutarse cada una de las tareas del sistema. La longitud mínima, en tiempo, que se requiere para ejecutar todas las tareas se denomina longitud de la planificación del DFG. En la literatura se pueden encontrar bastantes técnicas de optimización de la planificación basadas en la transformación de grafos. Estas técnicas intentan minimizar la longitud (duración) de la planificación. Los algoritmos HS se han utilizado como un nuevo método de transformación de grafos. Este método aplicado al problema de la planificación de tareas, en el contexto de recursos ilimitados, permite encontrar de forma exacta y eficiente la planificación de tareas óptima para todos los problemas considerados.

Problema del corte máximo [6][4]: El problema del corte máximo o max-cut, definido sobre un grafo ponderado no dirigido, consiste en encontrar una partición del conjunto de nodos que componen el grafo en dos subconjuntos disjuntos, de tal forma que se maximice la suma de los pesos de los arcos que tienen cada extremo en un subconjunto distinto.

Este problema tiene importantes aplicaciones prácticas en campos como el diseño CAD para VLSI, para ASICS o para física estadística. En el caso general, el problema del max-cut pertenece a la clase $\mathcal{NP} - Completa$, por lo tanto, se necesita recurrir a algoritmos aproximados que encuentren soluciones de alta calidad en tiempos aceptables. Los algoritmos HS se han aplicado con éxito a este problema. La evaluación de las soluciones obtenidas, tanto en tiempo como en calidad, se realiza por medio de la comparación con dos metaheurísticas conocidas, como son GRASP y los algoritmos meméticos. Esta comparación se realiza sobre un banco de datos estándar, lo cual permite obtener una idea de la calidad de la solución propuesta para este problema, usando los algoritmos HS.

Segmentación de imágenes [7][4]: La segmentación de imágenes es una de las tareas más complicadas que se pueden encontrar en el ámbito de la Visión por Computador. En esencia, la segmentación consiste en dividir una imagen en regiones disjuntas, de tal forma que cada región se corresponda con un objeto o elemento constituyente de dicha imagen. Los algoritmos HS se han aplicado a un problema de segmentación de imágenes basado en regiones. Para realizar esta tarea, la imagen original se modela como un grafo no dirigido que se divide sucesivamente en pares de regiones, caracterizadas por ser las regiones más significativas de la imagen. Este proceso se aplica hasta que se satisface un criterio determinado. La tarea del particionado del grafo se resuelve mediante una variante del problema del corte máximo (max-cut), conocida como “corte normalizado”, utilizando para ello los algoritmos HS. Finalmente, para medir el rendimiento de la metaheurística, ésta se compara con los resultados que obtiene un algoritmo memético sobre el mismo problema.

6. Conclusiones

En este trabajo se han descrito las bases de una nueva metaheurística, denominada algoritmos sociales jerárquicos o algoritmos HS, que desde un punto de vista conceptual, se inspira en el comportamiento jerárquico observado en diversas organizaciones o sociedades. En concreto, se ha utilizado la inspiración de las sociedades jerárquicas como mecanismo útil que sea capaz de guiar un proceso de búsqueda.

Desde un punto de vista algorítmico, se puede considerar que los algoritmos HS combinan ideas que provienen de las metaheurísticas poblacionales, de los procedimientos de búsqueda local y de las metaheurísticas constructivas. La metaheurística propuesta se puede aplicar a problemas de optimización combinatoria, los cuales se puedan modelar con un grafo y cuya solución sea un subgrafo.

Los algoritmos HS se han aplicado con éxito a varios problemas de optimización, como son la determinación del circuito crítico en grafos doblemente ponderados y dirigidos, a problemas de planificación de tareas con recursos ilimitados al problema de cortes sobre grafos y a problemas de segmentación.

Referencias

- [1] E.H.L. Aarts and J.K. Lenstra. *Local Search in Combinatorial Optimization*. Jonh Wiley and Sons, 1997.
- [2] G. Debreu. *The Theory of Value*. Jonh Wiley and Sons, 1959.
- [3] M. Dorigo and T. Stützle. *The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms Applications and Advances*, chapter 9 in Handbook of Metaheuristic, pages 251–286. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [4] A. Duarte. *Algoritmos Sociales Jerárquicos: una metaheurística basada en la hibridación entre métodos constructivos y evolutivos*. PhD thesis, ESCET-URJC, 2004.
- [5] A. Duarte, F. Fernández, and Sánchez. Software pipelining using a hierarchical social metaheuristic. 2004.
- [6] A. Duarte, F. Fernández, A. Sánchez, and A. Sanz. A hierarchical social metaheuristic for the max-cut problem. *Lecture Notes in Computer Science*, 3004:84–93, 2004.
- [7] A. Duarte, F. Fernández, A. Sánchez, A. Sanz, and J.J. Pantrigo. Top-down evolutionary image segmentation using a hierarchical social metaheuristic. *Lecture Notes in Computer Science*, 3005:301–310, 2004.
- [8] T.A. Feo and M.G.C. Resende. Greedy adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, 6:109–133, 1995.
- [9] F. Fernández, A. Duarte, and A. Sánchez. A software pipelining method based on a hierarchical social algorithm. In *1st Multidisciplinary International Conference on Scheduling: Theory and Applications*, 2003.
- [10] F. Glover, M. Laguna, and R. Martí. *Scatter Search and Path Relinking: Advances and Applications*, chapter 1 in Handbook of Metaheuristic, pages 1–35. Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [11] J.W. Hunt. *Managing people at work*. McGraw Hill, 1992.
- [12] J. Kennedy and R.C. Eberhart. *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers, 2003.
- [13] M. Laguna. *Global Optimization and Metaheuristics*, chapter in Encyclopedia of Life Support Systems, Theme 6.5, Topic 2. Eolss Publishers Co. Ltd, 2002.
- [14] J. Nash. The bargaining problem. *Econometrica*, 1950.
- [15] R.G. Reynolds. *Cultural Algorithms: Theory and Applications*, chapter 24 in New Ideas in Optimization, pages 367–377. McGraw-Hill, 1999.
- [16] A. Smith. *The Wealth of Nations*. 1776.
- [17] W.M. Spears. *Evolutionary Algorithms: The Role of Mutation and Recombination*. Springer Verlag, 2000.
- [18] S.N. Talukdar, S. Murthy, and R. Akkiraju. *Asynchronous Teams*, chapter 19 in Handbook of Metaheuristic, pages 437–556. Kluwer Academic Publishers, 2003.