

# Multicast Óptico bajo restricciones de capa óptica.

## Un enfoque multiobjetivo basado en Optimización por Enjambre de Partículas.

Alcides Báez  
Facultad de Ingeniería  
Universidad Católica de Encarnación  
abaez@uca.py  
<http://www.uca.py>

**Resumen** — El aumento de aplicaciones multimedia del tipo punto-multipunto, en Internet, a hecho que el problema de enrutamiento multicast sobre redes óptica transparentes sea crítico para el éxito de las mismas. El enrutamiento multicast en redes óptica transparentes se logra gracias a un dispositivo denominado *splitter*, el cuál introduce nuevas restricciones de capa óptica como son la potencia mínima en nodos destinos y el balanceo del árbol multicast. Este trabajo propone resolver el problema del *Enrutamiento Multicast y Asignación de Longitudes de Onda* bajo restricciones de uso y continuidad de longitud de onda y mediante algoritmos multi-objetivo por enjambre de partículas (*Multi-objective Particle Swarm Optimization-MOPSO*). Se propone optimizar simultáneamente el número total de saltos, el número total de *splitting*, el número de nodos *splitter*, el balanceo de los árboles multicast y la mínima potencia de señal destino para un conjunto de demandas multicast conocido *a priori*. Las pruebas experimentales indican que los algoritmos MOPSOs propuestos han demostrado ser enfoques promisorios al obtener mejores resultados que el obtenido con el *Multicast Open Shortes Path First – Least Used* (MOSPF-LU) sobre distintos escenarios de tráfico.

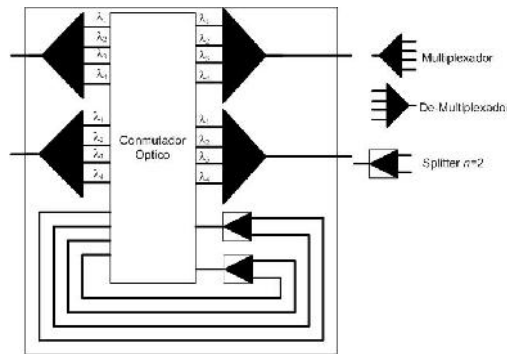
**Palabras Claves** — Redes Ópticas Transparentes, Enrutamiento Multicast, Optimización Multiobjetivo y Optimización por Enjambre de Partículas.

## 1 Introducción

Uno de los factores de crecimiento del tráfico de Internet es debido al uso de aplicaciones que necesitan gran ancho de banda para cumplir con los requerimientos de calidad de servicio, tales como las aplicaciones multimedia entre otras [1]. En ese contexto, las redes ópticas transparentes proveen una gran capacidad para hacer frente a estos requerimientos [2]. Uno de los cruciales problemas en las redes ópticas transparentes es el enrutamiento multicast y la asignación de longitudes de onda (*Multicast Routing and Wavelength Assignment - MRWA*), en el cual se desea interconectar una fuente con múltiples destinos (*light-tree*). MRWA es un problema NP-Completo [5] y es uno de los problemas centrales de la Ingeniería de Tráfico [4, 7]. Por otra parte, las técnicas de optimización multi-objetivo por enjambre de partículas (*Multi-objective Particle Swarm Optimization - MOPSO*) son enfoques promisorios que han sido exitosamente aplicados a varios problemas de la ingeniería [12 - 16]. Sin embargo su aplicación propiamente al problema en cuestión aun no fue tratada, por lo que en este trabajo se propone la utilización de algoritmos MOPSOs con un enfoque de optimización multi-objetivo. En nuestro mejor conocimiento la aplicación de MOPSO a problemas MRWA aún no ha sido tratada.

## 2 Multicast de Capa Óptica

El problema de MRWA en redes ópticas transparentes (o *multicast de capa óptica*) es posible gracias a un dispositivo conocido como *Multicast-Capable Optical Cross Connector* (MC-OXC) [3]. Un MC-OXC o nodo *splitter* provee la capacidad de dirigir una señal entrante en múltiples salidas dotando a las redes ópticas transparentes capacidad de multi-salto (*multi-hop*), ver Figura 1. Esta habilidad es lograda a costa de dividir (*splitting*) una señal de luz entrante  $P_{in}$  en  $n$  señales de luz de salida  $P_{out}$ , donde  $P_{out} \leq P_{in}/n$ . Aunque podrían ser dotados los MC-OXC con amplificadores ópticos, el problema de pérdida de potencia es parcialmente resuelto cuando es considerado sucesivas divisiones sobre el *light-tree*. Esta notable pérdida de potencia de luz impone restricciones de potencia mínima de recepción en los nodos destinos del *light-tree*. Sumado al anterior problema las redes ópticas transparente típicamente carecen de capacidad de conversión de longitud de onda, presentando una alta probabilidad de bloqueo por lo que el problema es catalogado de alta complejidad [3]. Cabe destacar que si un enrutador óptico no tiene capacidad *multi-hop* ésta se define simplemente como OXC [3].



**Figura 1.** *Multicast-Capable Optical Cross-Connect* (MC-OXC) Ejemplo con 2 fibras ópticas de entrada, 2 fibras ópticas de salida, 4 longitudes de ondas, 2 *splitters* y un conmutador óptico.

Entre los trabajos relacionados más resaltantes se encuentra el de Xin y Rouskas en [3], ellos propusieron una heurística para el problema en cuestión como un problema de satisfacción de restricciones de potencia mínima y balanceo del árbol multicast para una única solicitud multicast. Siregar et al. proponen minimizar el número de nodos *splitter* con un simple Algoritmo Genético considerando varias solicitudes multicast [1]. Recientemente Arévalo et al. trataron el MRWA utilizando algoritmos MOACOs para un conjunto de solicitudes multicast [8]. En dicho trabajo se ha considerado la restricción de potencia mínima de destinos. Sin embargo, el cálculo de dicha restricción para todos los destinos durante la fase de construcción de un árbol multicast es bastante complejo. A diferencia de dicho trabajo, en éste trabajo se propone considerar dicha restricción como una función objetivo a maximizar de forma a reducir el costo de dicho cálculo, además de dotar mejores capacidades de búsqueda en el espacio de soluciones. La elección de un árbol que cumpla con la restricción de potencia mínima de destino es realizada por el tomador de decisiones en la fase de pos-optimización. Con respecto a los enfoques MOPSO, un reciente trabajo propuesto

por Lima y Barán [16] ha propuesto adaptar los MOPSOs al *problema del cajero viajante* demostrando experimentalmente que los MOPSOs son prometedores para problemas combinatorios. En ese contexto, en el presente trabajo se propone la utilización de MOPSO por primera vez en el problema de enrutamiento multicast bajo restricciones de capa óptica. Inspirado en el enfoque anterior [16] se propone calcular cada partícula o árbol multicast de forma constructiva e iterativa.

#### 4 Optimización Multi-objetivo

Un Problema de Optimización Multiobjetivo (*Multi-objective Optimization Problem - MOP*) generalmente consiste en un conjunto de  $n$  variables de decisión, un conjunto de  $k$  funciones objetivos y un conjunto de  $m$  restricciones [8]. Las funciones objetivos y las restricciones son funciones de las variables de decisión. Por lo tanto, en un MOP generalmente se optimiza:

$$\mathbf{z} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) \quad (1)$$

sujeto a

$$\mathbf{g}(\mathbf{x}) = (g_1(\mathbf{x}), g_2(\mathbf{x}), \dots, g_m(\mathbf{x})) \leq 0 \quad (2)$$

donde  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in X \subseteq \mathbb{R}^n$  es un vector de decisión,  $X$  denota el espacio de decisión de  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ ,  $\mathbf{z} = (z_1, z_2, \dots, z_k) \in Z \subseteq \mathbb{R}^k$  es un vector objetivo mientras que  $Z$  denota el espacio objetivo de  $\mathbf{f}(\mathbf{x})$ . Un *Conjunto de Soluciones Factibles*  $\Omega \subset X$  es definido como un conjunto de vectores de decisión que satisfacen las restricciones dadas en (2). Sean dos soluciones  $\mathbf{u}, \mathbf{v} \in \Omega$ , se dice que  $\mathbf{u}$  *domina* a  $\mathbf{v}$  (denotado como  $\mathbf{u} \succ \mathbf{v}$ ) si  $\mathbf{u}$  es mejor o igual que  $\mathbf{v}$  en cada función objetivo y estrictamente mejor en al menos un objetivo. Así, se define el *Conjunto Pareto Óptimo* como  $P^* = \{\mathbf{u} \in \Omega \mid \mathbf{v} \not\succ \mathbf{u} \forall \mathbf{v} \in \Omega\}$  mientras que el espacio objetivo de  $P^*$  es conocido como *Frente Pareto Óptimo*, denotado como  $F^* = \mathbf{f}(P^*)$ .

#### 5 Formulación del Problema

Para una mejor lectura del presente trabajo, a continuación se indica la siguiente nomenclatura que será utilizada en la formulación del problema:

- $G(V, E, C)$ : Topología de Red con  $V$  como conjunto de nodos,  $E$  como conjunto de enlaces y  $C$  conjunto de longitudes de ondas disponibles en los enlaces.
- $(i, j) \in E$ : Enlace óptico desde el nodo  $i$  al nodo  $j$ ; donde  $i, j \in V$ ;
- $m = (s, D)$ : Solicitud multicast  $m$  con nodo fuente  $s \in V$  y un conjunto de nodos destinos  $D \subseteq V$ ;
- $M$ : Conjunto de solicitudes multicast, donde  $M = \{m_1, m_2, \dots, m_{|M|}\}$ ;  $|M|$  indica cardinalidad.
- $t_m$ : *Ligh-tree* de una solicitud multicast  $m$ ;
- $\lambda_{ij}^m$ : Longitud de onda  $\lambda$  asignada al *light-tree*  $m$  en el enlace  $(i, j)$ ;
- $l_{sd}^m$ : *Ligh-path* de fuente  $s$  a un destino  $d$  del *light-tree*  $t_m$ , note que  $l_{sd}^m \in t_m$ ;
- $T_M$ : Solución multicast para un conjunto  $M$ , donde  $T_M = \{t_{m1}, t_{m2}, \dots, t_{m|M|}\}$ ;
- $PT_i$ : Potencia de la señal transmitida desde un nodo  $i \in V$ ;

- $PR_i$ : Potencia de la señal recibida en un nodo  $i \in V$ ;  
 $\dagger_m$ : Balanceo del *light-tree*  $t_m$  equivalente a la desviación estándar de las potencia de luz recibida en los nodos destinos.  
 $X_{ij}^{t_m}$ : Variable binaria. Si el enlace  $(i, j) \in t_m$  entonces  $X_{ij}^{t_m} = 1$  sino  $X_{ij}^{t_m} = 0$ .  
 $Y_i^{t_m}$ : Variable binaria. Si el nodo  $i \in t_m$  hace *splitting* entonces  $Y_i^{t_m} = 1$  sino  $Y_i^{t_m} = 0$ .

Dada una topología de red  $G$  y un conjunto de solicitudes multicast  $M$ , el problema consiste en calcular un conjunto de *light-trees*  $T_M$  como un MOP, tal que optimicen simultáneamente las siguientes funciones objetivos:

1. *Minimizar el número total de saltos* (asociado al costo de la solución):

$$z_1 = \sum_{(i,j) \in E} \sum_{t_m \in T_M} X_{ij}^{t_m} \quad (3)$$

2. *Minimizar el número total de splitting* (asociado al costo de la solución):

$$z_2 = \sum_{i \in V} \sum_{t_m \in T_M} Y_i^{t_m} \quad (4)$$

3. *Minimizar el número total de nodos splitter* (asociado al costo de la solución):

$$z_3 = \sum_{i \in V} \left( \left\lceil \frac{\sum_{t_m \in T_M} Y_i^{t_m}}{|T_M|} \right\rceil \right) \quad (5)$$

4. *Minimizar el balanceo de los light-trees* (asociado a la calidad del servicio)

$$z_4 = \text{Max}_{t_m \in T_M} \{ \dagger_m \} \quad (6)$$

5. *Maximizar la potencia de la señal recibida* (asociado a la calidad del servicio)

$$z_5 = \text{Min}_{t_m \in T_M} \left\{ \text{Min}_{d \in t_m} \{ PR_d \} \right\} \quad (7)$$

Sujeta a las siguientes restricciones:

1. *Utilización de Longitud de Onda*: Dos *light-tree*  $t_{m1}$  y  $t_{m2}$  no pueden utilizar la misma longitud de onda  $\lambda$  en el mismo enlace  $(i, j)$ , esto es:

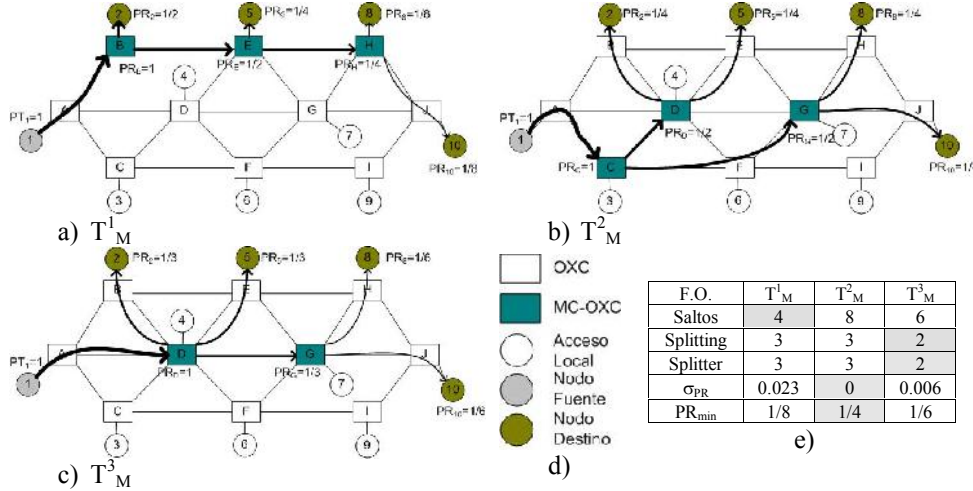
$$\lambda_{ij}^{t_{m1}} \neq \lambda_{ij}^{t_{m2}} \quad (8)$$

2. *Continuidad de Longitud de Onda*: Cada *light-tree*  $t_m$  debe utilizar la misma longitud de onda  $\lambda$  en todos sus enlaces:

$$\lambda_{ij}^{t_m} = \lambda \quad \forall (i, j) \in t_m \quad (9)$$

*Ejemplo 1.* Considere la topología de red presentada en la Figura 2 y una solicitud multicast  $m = \{s = 1, D = \{2-5-8-10\}\}$ . La topología está conformada de 10 nodos ópticos (“A” a “J”) y 10 nodos de acceso local (1 al 10). En la Figura 2.a a 2.c se muestran posibles soluciones. En la Figura 2.d se expone los símbolos utilizados en las Figuras 2.a a 2.c. Los cálculos asociados a las funciones objetivos (F.O.) se presentan en la Figura 2.e. Puede notarse en las Figuras 2.a al 2.c la potencia de luz recibida (PR) en los nodos destinos y el grosor de las flechas se encuentra asociado a

la potencia de la señal transmitida. En la solución  $T^1_M$  se tiene un árbol multicast con menor número de saltos ( $z_1=4$ ). La solución  $T^2_M$  tiene menor desviación estándar de potencia destino ( $z_4=\sigma_0$ ) y mayor potencia mínima de destino ( $z_5=1/4$ ), mientras que  $T^3_M$  tiene menor número de *splitting* y *splitters* ( $z_2 = z_3=2$ ). Note que el número de *splitters* y *splitting* coinciden debido a que se tiene una sola solicitud.



**Figura 2.** Soluciones del Ejemplo 1. Solución a)  $T^1_M$ , b)  $T^2_M$  y c)  $T^3_M$ . d) Expone los símbolos utilizados en las soluciones. e) Tabla de cálculos de las soluciones  $T^1_M$ ,  $T^2_M$  y  $T^3_M$ . Note que las soluciones son buenas en al menos una función objetivo, lo cual indica que son soluciones en relación de compromiso. En este ejemplo solo se tiene una solicitud multicast por lo que *splitting*=*splitter*.

## 6 Optimización por Enjambre de Partículas

Los algoritmos de Optimización por Enjambre de Partículas (*Particle Swarm Optimization*, PSO), son enfoques inspirados en el comportamiento natural de los enjambres de distintas especies de animales como peces, pájaros y otros [16]. PSO ha sido exitosamente utilizado en la resolución de problemas continuos y recientemente en problemas combinatorios, siendo sus elementos básicos: (a) la partícula en movimiento, (b) el histórico de la mejor solución calculada por la partícula, y (c) el histórico de la mejor solución calculada por el enjambre de partículas. Básicamente, una partícula en movimiento define su siguiente posición calculando una función vectorial acorde a su ubicación actual más la mejor posición encontrada en su historia y la mejor ubicación obtenida por el enjambre. Los enfoques PSO varían de acuerdo a la función vectorial generadora de la nueva posición [16]. Por su parte, el *Multi-Objective Particle Swarm Optimization* (MOPSO) es una técnica basada en PSO para la resolución de MOPs [16]. La diferencia entre algoritmos MOPSO radica en como definen la calidad de las partículas del Frente Pareto actual y como seleccionan una partícula para generar una nueva posición. Diversos trabajos demostraron experimentalmente la eficiencia de los MOPSOs en la resolución de MOPs [12-15]. En ese contexto, en este trabajo se ha considerado la utilización de distintos

algoritmos MOPSOs mas representativos del estado del arte: el de Coello y Lechuga (CL) [12], el de More y Chapman (MC) [13], y el de Hu y Eberhart (HE) [14], el de Mostaghim y Teich (MT) [15]. El siguiente Algoritmo 1 presenta una rutina genérica para los MOPSOs, donde  $F_{known}$  representa un conjunto de partículas o soluciones  $T_M$  no dominadas calculadas por el algoritmo.

<b>Algoritmo 1:</b> MOPSO	
<b>Entrada:</b> #partículas, #iteraciones, M, G(V, E, C)	
<b>Salida:</b> $F_{known}$	
1:	Inicializar población actual $P_{actual}$ , $P_{histórico}$ , $P_{global}$ .
2:	<b>Desde</b> $j=1$ <b>hasta</b> $j=\#iteraciones$ <b>hacer</b> {
3:	Seleccionar $\alpha_{actual}$ , $\alpha_{histórico}$ y $\alpha_{global}$ .
4:	<b>Desde</b> $i=1$ <b>hasta</b> #partículas <b>hacer</b> {
5:	Seleccionar $P_{global}[x]$ de acuerdo al algoritmo MOPSO utilizado; //CL, MC, HE, MT
6:	$P_{actual}[i]=PSO\_MRWA(\alpha_{actual}, \alpha_{histórico}, \alpha_{global}, M, G(V, E, C), P_{histórico}[i], P_{global}[x])$ ;
7:	Evaluar Solución( $P_{actual}[i]$ );
8:	<b>Si</b> $P_{actual}[i]$ es mejor que $P_{histórico}[i]$ <b>entonces</b> $P_{histórico}[i]=P_{actual}[i]$ ;
9:	Actualizar $P_{global}(P_{actual}[i], P_{global})$ ; //actualizar Frente Pareto
10:	<b>Fin desde</b>
11:	<b>Fin desde</b>
12:	Imprimir $F_{known}=P_{global}$ ;

Todos los MOPSOs implementados son métodos de optimización de propósito general. Para particularizarlo al MRWA cada partícula debe construir un conjunto de *light-trees* que constituye a su vez una solución  $T_M$ . En este contexto, la partícula es definida en este trabajo como PSO-MRWA, ver Algoritmo 2.

<b>Algoritmo 2:</b> PSO-MRWA	
<b>Entrada:</b> $\alpha_{actual}$ , $\alpha_{histórico}$ , $\alpha_{global}$ , M, G(V, E, C), $T_{actual}$ , $T_{histórico}$ , $T_{global}$	
<b>Salida:</b> $T_M$	
1:	<b>Para</b> $\forall(i, j) \in E$ <b>hacer</b> $\{\tau[i, j]=1;\}$
2:	<b>Para</b> $\forall(i, j) \in T_{actual}$ <b>hacer</b> $\{\tau[i, j]=\tau[i, j]+ \alpha_{actual};\}$
3:	<b>Para</b> $\forall(i, j) \in T_{histórico}$ <b>hacer</b> $\{\tau[i, j]=\tau[i, j]+ \alpha_{histórico};\}$
4:	<b>Para</b> $\forall(i, j) \in T_{global}$ <b>hacer</b> $\{\tau[i, j]=\tau[i, j]+ \alpha_{global};\}$
5:	<b>Para</b> cada Solicitud Multicast $m \in M$ <b>hacer</b> {
6:	$R = \emptyset$ y $R = R \cup s$ ;
7:	<b>Repetir hasta que</b> ( $R \neq \emptyset$ o $d_m$ son alcanzados){ // $d_m$ son destinos
8:	Seleccionar nodo $i$ de $R$ y calcular su conjunto de vecinos factibles $N_i$ ;
9:	<b>Si</b> ( $N_i = \emptyset$ ) <b>entonces</b> {
10:	$R = R - i$ ; // nodo $i$ no es factible como nodo de partida
11:	<b>Sino</b>
12:	Asignar probabilidad $p_{ij}$ para cada nodo de $N_i$ conforme $\tau$ ;
13:	Seleccionar nodo $j$ de $N_i$ por medio del algoritmo de la ruleta [9];
14:	<b>Si</b> $t_m=\emptyset$ <b>entonces</b> {seleccionar longitud de onda $\lambda$ menos utilizada de $C$ };
15:	$t_m=t_m \cup (i, j, \lambda)$ ; $R = R \cup j$ ;
16:	<b>Fin si</b>
17:	<b>Fin repetir</b>
18:	Podar $t_m$ ; // eliminar enlaces no utilizados
19:	$T_M = T_M \cup t_m$ ;
20:	<b>Fin para</b>
21:	<b>Return</b> $T_M$ ;

Cada partícula PSO-MRWA construye una solución  $T_M$  recorriendo el grafo de la topología  $G$  en donde los enlaces son seleccionados probabilísticamente. Cada enlace  $(i, j) \in G$  recibe un peso de  $1+ACT_{ij}+HIS_{ij}+GLO_{ij}$ , donde  $ACT_{ij} \in \{\alpha_{actual}, 0\}$ ,  $HIS_{ij} \in \{\alpha_{histórico}, 0\}$  y  $GLO_{ij} \in \{\alpha_{global}, 0\}$ . Cabe recalcar que  $ACT$ ,  $HIS$  y  $GLO$  se refieren a la partícula actual, su mejor histórico y el conocimiento global del enjambre respectivamente. Si un enlace  $(i, j) \in ACT$  entonces  $ACT_{ij}=\alpha_{actual}$ , en otro caso  $ACT_{ij}=$

0, del mismo modo se calcula los demás pesos. Por lo tanto, si un enlace es utilizado por las tres partículas es altamente probable que dicho enlace sea parte del nuevo árbol multicast. Si un enlace no es utilizado por ninguna partícula ésta recibe un peso mínimo. Lo anterior indica que cualquier enlace pueda tener alguna probabilidad de pertenecer a un árbol multicast. Esto posibilita que dada una posición actual se pueda alcanzar cualquier otro punto del espacio de búsqueda. Note que los valores de  $\alpha_{\text{actual}}$ ,  $\alpha_{\text{histórico}}$  y  $\alpha_{\text{global}}$  son factores que regulan el uso del conocimiento acumulado durante el proceso de búsqueda. Altos valores propician a explotar las buenas soluciones conocidas mientras que bajos valores inducen a un efecto de exploración.

## 7 Heurísticas Clásicas

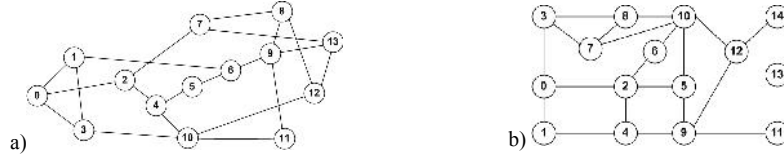
El *Multicast Open Shortes Path First* (MOSPF) es un enfoque que utiliza un algoritmo de enrutamiento clásico del camino mas corto desde el nodo origen  $s \in V$  a todos sus destinos  $D \in V$ , de una solicitud multicast [11]. Para la asignación de las longitudes de onda, en [7] se ha demostrado experimentalmente que la mejor técnica es la asignación del menos utilizado (*Least-Used, LU*), por lo que el mismo se ha implementado en el presente trabajo. En el Algoritmo 3 se observa el esquema general donde se combinan el MOSPF y el LU para la resolución del problema en cuestión.

<b>Algoritmo 3:</b> MOSPF-LU	
<b>Entrada:</b> $M, G(V, E, C)$	
<b>Salida:</b> $F_{\text{known}}$	
1:	Inicializar_Parametros ();
2:	<b>Mientras</b> no sea el criterio de parada <b>hacer</b>
3:	Ordenar aleatoriamente el conjunto M
4:	<b>Para</b> cada Solicitud Multicast $m \in M$ <b>hacer</b>
5:	Arbol = MOSPF( $m, G(V, E, C)$ ); // se calcula el árbol multicast
6:	$t_m = \text{LU}(\text{Arbol})$ ; // asignar longitud de onda si fuese posible
7:	$T_M = T_M \cup t_m$ ;
8:	<b>fin para</b>
9:	Evaluar_Solucion( $T_M$ )
10:	Actualizar( $F_{\text{known}}, T_M$ ) // actualizar Frente Pareto
11:	<b>Fin mientras</b>
12:	<b>Imprimir</b> $F_{\text{known}}$

## 8 Pruebas experimentales

A continuación se presenta el ambiente de las pruebas realizadas con el fin de verificar el desempeño de los algoritmos implementados. Para esto, se hicieron simulaciones en dos topologías de redes NSF de 14 nodos y 42 enlaces y GINA de 15 nodos y 44 enlaces [7], ver Figura 2. Los algoritmos fueron implementados en el lenguaje de programación C++; las pruebas de ejecución se realizaron sobre un computador Athlon de 2.0 MHZ, 512 Mbytes de memoria RAM y sistema operativo *Microsoft Windows XP*.

Se utilizaron 3 grupos multicast con 10, 20 y 30 solicitudes para baja carga, media carga y alta carga respectivamente. Se ha considerado topologías con 10 longitudes de ondas por fibra óptica y se utilizaron 20 partículas en la población MOPSO. En estos experimentos fue definido de forma experimental  $\alpha_{\text{actual}} = \alpha_{\text{histórico}} = \alpha_{\text{global}} = 1$ .



**Figura 2.** Topologías de Redes. a) Red NSF con 14 nodos y 42 enlaces. b) Red GINA con 15 nodos y 44 enlaces.

*Diseño Experimental.* Se define el conjunto  $H = \{CL, MC, HE, MT, MOSPF-LU\}$  de algoritmos implementados en la pruebas. Los siguientes pasos describen el esquema de las pruebas experimentales aplicadas a cada instancia: 1) Fueron realizadas 5 corridas para cada algoritmo  $h \in H$ , obteniéndose los siguientes Frentes Pareto  $F_h = \{F_{hk} \mid k=1,2,\dots,5\}$ . 2) Un conjunto Pareto Óptimo conocido  $F_{known}$  fue calculado mediante la eliminación de las soluciones dominadas del conjunto unión de todas las soluciones encontradas. 3) Cada Frente Pareto  $F_{hk}$  fue comparado con el Frente Pareto conocido  $F_{known}$ , obteniéndose un conjunto de figuras desempeño explicadas mas adelante. El criterio de parada para cada corrida fue de 100 generaciones, adoptado experimentalmente. En resumen se realizaron 5 corridas \* 5 algoritmos \* 3 grupos multicast \* 2 Topologías; totalizando mas 150 corridas independientes de pruebas experimentales.

*Métricas de desempeño.* En todos los casos,  $F$  representa un Frente Pareto de soluciones, calculado por un algoritmo. La *Extensión* (EX) indica la distancia entre las soluciones extremas de un Frente Pareto  $F$ . Cuanto mayor es la extensión, el algoritmo tiene mejores posibilidades de acercarse a toda la frontera de soluciones que conforman  $F^*$ . Las *Soluciones Aportadas* (SA) muestra el porcentaje de soluciones aportadas al Frente Pareto Óptimo  $F^*$ . Un valor más alto idealmente indica mejor calidad del Frente Pareto calculado.

*Resultados Obtenidos.* Los resultados presentados se encuentran promediados y normalizados, de forma tal que el peor valor corresponde a cero (0) y el mejor valor corresponde a uno (1). En la Tabla 1 se presentan las 3 pruebas. Note que existen tres columnas donde la primera corresponde al número de destinos bloqueados (DB). Se puede constatar que no existe un algoritmo MOPSO superior en las diversas pruebas. Sin embargo, todos los algoritmos MOPSOs tuvieron en general un rendimiento superior al obtenido por el MOSFP-LU. En particular, cabe mencionar que el MOSFP-LU obtuvo buenos resultados en las pruebas de baja carga para la red NSF. Note que en dicha prueba el MOSFP-LU ha logrado un alto número de soluciones aportadas (SA) en comparación a los algoritmos MOPSOs.

En todos los escenarios de prueba se ha registrado bloqueos de destinos donde el MOSFP-LU ha generado más soluciones con bloqueos. A baja carga para la red GINA el CL y el MT han registrado buenos resultados mientras que para la red NSF el HE a aportado muy buenas soluciones (SA=0,75). A media carga los algoritmos CL y MC han dado buenos resultados en todas las métricas mientras que para alta carga existe una superioridad de MT para la red GINA. En cuanto a la red NSF, el MC obtuvo buenos resultados con baja cantidad de solicitudes bloqueadas. Para tener una mejor apreciación de los resultados experimentales la Tabla 2 presenta los resultados promedios considerando todos los escenarios de prueba y topologías de red. Puede



observarse que el MOSPF-LU ha generado soluciones con muchos bloqueos mientras que los MOPSOs tuvieron soluciones con bajos bloqueos (ver Tabla 2 columna DB). Por su parte, la métrica EX indica que los algoritmos CL y MC han calculado en promedio Frentes Pareto con mayor extensión (ver Tabla 2 columna EX). En cuanto al número de soluciones aportadas se puede observar que los algoritmos MT y MC han aportado mas soluciones en promedio (ver Tabla 2 columna SA). Finalmente, de forma a dar una mejor conclusión observe la columna Ranking en la Tabla 2. Esta columna es la suma de las demás columnas (DB, EX y SA). El Ranking nos indica que considerando todas las pruebas experimentales el MC es el algoritmo con mejor desempeño, siendo el MT y el CL los segundos algoritmos con mejor resultado promedio. Por otra parte puede notarse que el tercer mejor algoritmo, el HE, ha obtenido resultados promedios muy superiores al obtenido por el MOSPF-LU que solo ha logrado un puntaje de 0,92.

**Tabla 1.** Resultados experimentales

<i>Algoritmo</i>	Red GINA			Red NSF		
	<i>DB</i>	<i>EX</i>	<i>SA</i>	<i>DB</i>	<i>EX</i>	<i>SA</i>
Baja Carga - 10 solicitudes multicast						
CL	1	1	0,78	1	0,89	0,71
MC	1	0,86	0,49	1	0,98	0,63
HE	1	0,82	0,66	1	0,92	0,75
MT	1	0,89	1	1	1	0,63
MOSPF-LU	0	0	0	1	0	1
Media Carga - 20 solicitudes multicast						
CL	1	0,84	1	1	0,93	1
MC	1	1	0,93	1	1	1
HE	1	0,70	0,63	1	0,85	0,93
MT	1	0,36	0,51	1	0,82	0,97
MOSPF-LU	0	0,73	0	0	0,37	0
Alta Carga - 30 solicitudes multicast						
CL	0,35	1	0	0,86	0,19	0
MC	0,95	0,66	0	0,96	0,14	1
HE	0,72	0,20	0	0,87	0,72	0
MT	1	0,04	1	1	0,41	0
MOSPF-LU	0	0,36	0	0	1	0

**Tabla 2.** Promedios generales considerando baja, media y alta carga.

<i>Algoritmos</i>	<i>DB</i>	<i>EX</i>	<i>SA</i>	<i>Ranking</i>
CL	0,87	1	0,85	2,71
MC	0,98	0,96	0,98	2,93
HE	0,93	0,87	0,72	2,52
MT	1	0,73	1	2,73
MOSPF-LU	0,17	0,51	0,24	0,92

Desde el punto de vista global se puede constatar la clara robustez del los MOPSOs sobre los distintos ambientes de prueba. Finalmente los MOPSOs en general muestran una superioridad notable sobre el desempeño obtenido por el MOSPF-LU, demostrando de esta forma sus altas cualidades en la resolución del problema en cuestión.

## 9 Conclusiones

Este trabajo ha tratado el complejo problema de MRWA bajo restricciones de Capa Óptica aplicando por primera vez un enfoque MOPSO. Básicamente, los algoritmos MOPSOs implementados han demostrado ser promisorio para el problema en cuestión al lograr buenos resultados en comparación al MOPSF-LU. Es importante recalcar que en el enfoque propuesto propone que cada partícula calcule un nuevo árbol multicast de forma constructiva a partir de la partícula actual, su mejor histórico y el conocimiento global del enjambre dado en el Frente Pareto actual (Algoritmo 2). Dicho enfoque constructivo es el aporte fundamental del presente trabajo al estado del arte. Como trabajo futuro los autores realizarán más pruebas experimentales con grupos de demandas mayores sobre topologías de distintos tamaños. También se pretende considerar el problema de pérdida de potencia por propagación como también estudiar la relación entre el balanceo de carga y la probabilidad de bloqueo.

## Referencias

- [1] J. Siregar, Y. Zhang y H. Takagi. "Optical Multicast Routing Using Genetic Algorithm for WDM Optical Network". IEICE Transactions on Communications. Vol. E88-B, No. 1, Págs. 219-226, 2005.
- [2] M. Melian Batista, "Metaheuristic Optimization for WDM Network Planning". PhD thesis. Universidad de la Laguna, Tenerife, España, Septiembre 2003.
- [3] Y. Xin y G. Rouskas. "Multicast Routing Under Optical Layer Constraints". IEEE Network, 2004.
- [4] M. Saha y I. Sengupta. "A genetic algorithm based approach for static virtual topology design in optical networks". IEEE Idicom 2005 Conference, Chennai, India, Diciembre, 2005.
- [5] D. Pinto y B. Barán. "Solving Multiobjective Multicast Routing Problem with a new Ant Colony Optimization approach". II IFIP/ACM Latin-American Networking Conference, LANC'05, Cali, Colombia, Octubre 2005.
- [6] I. Chlamtac, A. Ganz y G. Karni. "Lightpath Communications: An Approach to High Bandwidth Optical WANs". IEEE-Transactions on Communications. Vol. 40, No. 7, Págs. 1171-1182, Julio 1992.
- [7] A. Arteta, B. Barán y D. Pinto. "Routing and Wavelength Assignment over WDM Optical Networks. A Comparison between MOACOs and Classical approaches". III IFIP/ACM Latin-American Networking Conference, LANC 2007, Octubre 2007.
- [8] S. Arévalo y D. Pinto. "MRWA bajo restricciones de capa óptica. Un enfoque Multi-objetivo basado en Colonia de Hormigas". Conferencia Latinoamericana en Informática CLEI 2008. Santa Fe - Argentina. Octubre, 2008.
- [9] C. Coello, G. Lamont y D. Van Veldhuizen. "Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems", Genetic and Evolutionary Computation Series, Editors: David E. Goldberg and John R. Koza. Second Edition, Springer, 2007.
- [10] H. Zang, R. Huang y J. Pan. "Methodologies on designing a hybrid shared-mesh protected WDM network with sparse wavelength conversion and regeneration". Proc. of APOC 2002, Shanghai, China, Págs. 188-196, 14-18, Octubre 2002.
- [11] J. Moy. Multicast Extensions to OSPF. Request for Comments: 1584, Marzo 1994.
- [12] C. Coello y M. S. Lechuga. MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization. In Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), volumen 2, páginas 1051-1056, Piscataway, New Jersey, 2002.
- [13] J. Moore y R. Chapman. Application of Particle Swarm to Multiobjective Optimization. Department of Computer Science and Software Engineering, Auburn University, 1999.
- [14] X. Hu y R. Eberhart. Multiobjective Optimization using Dynamic Neighbourhood Particle Swarm Optimization. In Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), volumen 2, páginas 1677-1681, Piscataway, New Jersey, 2002.
- [15] S. Mostaghim y J. Teich. Strategies for Finding Good Local Guides in Multiobjective Particle Swarm Optimization (MOPSO). In 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium Proceedings, páginas 26-33, Indianapolis, Indiana, USA, 2003.
- [16] J. Lima y Benjamín Barán. Aplicación de Optimización de Enjambre de Partículas al Problema del Cajero Viajante bi-objetivo. VIII Argentine Symposium on Artificial Intelligence 2006 ASAI-2007, Mendoza, Argentina - Septiembre, 2006.