

ALGORITMO DE ENCAMINAMIENTO PARA UNA RED DE ROUTERS BASADO EN ALGORITMOS GENÉTICOS PARA MEJORAR LA VELOCIDAD DE TRANSMISIÓN EN REDES MULTICAST

ALGORITHM FOR ROUTING ROUTERS NETWORK BASED ON GENETIC ALGORITHMS TO IMPROVE SPEED TRANSMISSION NETWORK MULTICAST

¹Oscar John Vera Ramírez, ²Carlos Alberto Silva Delgado, ³Edith Elizabeth Alfaro Gonzales, ³Evelyn Fajardo Espinoza

RESUMEN

Se describe el desarrollo de un algoritmo de encaminamiento para una red de routers basado en algoritmos genéticos para una red multicast. El algoritmo, surge como una solución a la necesidad de un algoritmo alternativo a los dados por estándares basados en números de saltos o en características propias del medio. El algoritmo proporcionará una ruta alternativa a las dadas por los estándares RIP e OSPF, para ser aplicados en una red multicast.

Palabras clave: Algoritmos genéticos, enrutamiento, multicast, multiobjetivo, Pareto.

ABSTRACT

The development of a routing algorithm for a network of routers based on genetic algorithms for a multicast network is described. The algorithm emerges as a solution to the need for an alternative standard dice based on hop count or algorithm characteristics of the médium. The algorithm provides an alternative to those given by the RIP and OSPF route standards to be applied in a multicast network

Keywords: genetic algorithms, routing, multicast, multi-objective Pareto.

INTRODUCCIÓN

Para obtener una mejor utilización de la red, es necesario tener un control explícito sobre los caminos que los datos deben atravesar. Entonces, el flujo total de datos sobre la red puede ser acomodado de forma a minimizar los recursos utilizados, maximizar la probabilidad de enrutamiento de toda la demanda de tráfico y minimizar el costo que ello implica, considerando los parámetros de QoS que cada demanda de tráfico solicita (Stallings, 2001).

Una manera muy utilizada a la fecha de seleccionar explícitamente los caminos es a través de MPLS (MultiProtocol Label Switching). Una red MPLS consiste en un conjunto de nodos llamados Label Switch Routers (LSR), que tienen la capacidad de enrutar paquetes utilizando etiquetas, las cuales son adheridas a cada paquete.

Las etiquetas definen un flujo de paquetes entre dos nodos de la red, o, en el caso de una transmisión punto a multipunto, entre el nodo origen y el conjunto de nodos

destinos. Por cada flujo, denominado Forwarding Equivalent Class (FEC), un camino específico (Label Switch Path - LSP) es definido a través de la red. La Figura 1 muestra un dominio MPLS, el cual puede representar un sistema autónomo (Autonomous System - AS) administrado por alguna entidad privada, como ser un proveedor de servicios de Internet (Internet Service Provider - ISP) (Stallings, 2001). (Ver figura 1).

MATERIALES Y MÉTODOS

Población

Debido a que la población es pequeña, dos redes en las cuales probar el sistema (simulado), se ha considerado todo el universo, en consecuencia se toma a toda la población.

Técnicas e instrumentos

Se utilizó la observación como una técnica de reco-

¹ Doctor en Mecatrónica, Ingeniero Electrónico. Docente de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Moquegua. Moquegua-Perú.

² Ingeniero en Informática y Sistemas. Docente de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Moquegua. Moquegua-Perú.

³ Administradora de Empresas. Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann. Tacna-Perú.

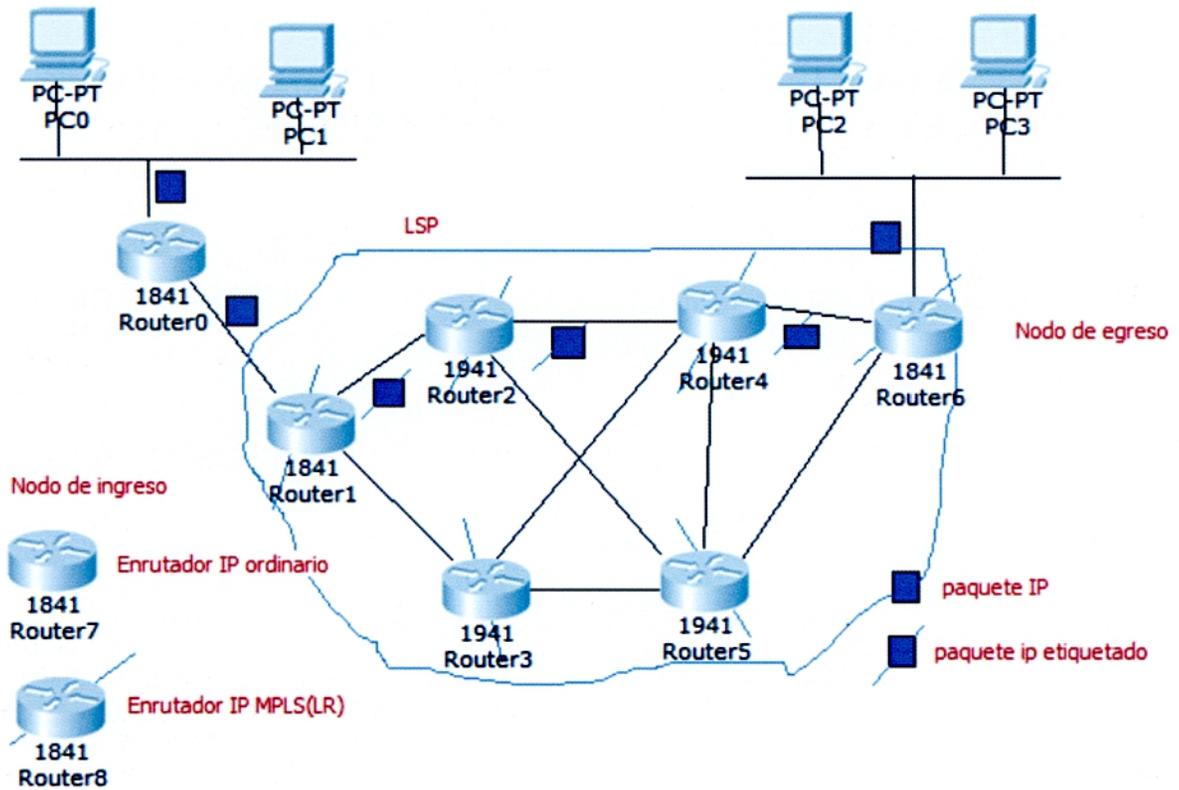


Figura 1. Dominio de LPS

pilación de datos semi – primaria, y con el apoyo de una guía de observación de campo.

Plan de Recolección de Datos

- Se siguieron los siguientes pasos para la recolección de datos:
- Creación del algoritmo para los métodos MMA1 y MMA2
- Obtención de parámetros en simulador.
- Obtención de medidas correspondientes

Recursos Computacionales y de Hardware

Hardware:

Fabricante del sistema: INTEL
 Mainboard: INTEL D845PESV
 Tipo de sistema: X86-based PC
 Procesador: x86 Family 15 Model 2 Stepping 7
 GenuineIntel ~2399 MHZ
 Memoria física total: 256,00 MB
 Memoria virtual total: 881,22 MB
 Memoria virtual disponible: 469,97 MB

Routers 2620 cisco

Hardware:

Processor board ID JAD05190MTZ (4292891495).
 M860 processor: part number 0, mask 49
 1 FastEthernet/IEEE 802.3 interface(s)
 2 Low-speed serial (sync/ async) network interface(s)
 32K bytes of non-volatile configuration memory.
 63488K bytes of ATA CompactFlash (Read/Write)

Software 1:

Bridging software.
 X.25 software, Version 3.0.0.
 Cisco Internetwork Operating System Software
 IOS (tm) C2600 Software (C2600-I-M), Version 12.2(28),
 RELEASE SOFTWARE (fc5)

Software 2:

Sistema Operativo: Microsoft Windows XP Professional
 MATLAB Versión: 7.0 (R14).
 Microsoft Excel Versión: 2002 (10.2614.2625)
 CISCO PACKET TRACERT 6.0

RESULTADOS

Problemas de prueba estáticos

Problema de Prueba 1

El primer problema de prueba fue tomado de (Zhengying *et al.*, 2001; Araujo y Barbosa, 2002). Sea $G(V, E)$ la red mostrada en la figura 2, que consiste de 15 nodos y 44 enlaces no dirigidos. Cada enlace (i, j) tiene asociado un costo c_i y un retardo d_i en ms, en este orden. Dado el grupo conformado por $s = 1$ y $N = \{2, 9, 10, 13, 14\}$, se desea hallar el árbol multicast de costo mínimo C_T , sujeto a $D_M < 26$ ms. En este trabajo extendemos la formulación del problema a uno multiobjetivo, donde los objetivos a optimizar son: 1- C_T , 2- D_M y 3- D_A . C_T se calcula como la suma de los costos de los enlaces. De esta forma, la restricción de retardo ha sido formulada explícitamente como una nueva función objetivo, pero con una función objetivo más: retardo máximo de extremo a

Las corridas pararon al alcanzar 100 ms.

Las métricas de comparación de este problema son: número máximo (S_{max}), mínimo (S_{min}), promedio (S_a) y desviación estándar (σ_s) de soluciones Pareto óptimas obtenidas en las corridas. Los resultados son presentados en la tabla 3.

Tabla 3. Resultados del problema 2

	MMA2	MMA1
S_{max}	16	15
S_{min}	14	14
S_a	15,82	14,13
σ_s	0,41	0,1

Ambos algoritmos tuvieron un buen rendimiento en este problema de prueba, encontrando al menos 14 soluciones óptimas (87,5% del conjunto Pareto). MMA1 obtuvo 15 soluciones óptimas en 2 corridas y 14 en 98 oportunidades. Por su parte, MMA2 encontró el conjunto Pareto en 83 ocasiones, 15 soluciones óptimas en 16 corridas y 14 en 1 oportunidad. Es claro que MMA2 tuvo un mejor rendimiento que MMA1.

Una particularidad de MMA1 en estas corridas fue que halló 14 soluciones Pareto óptimas en el 98% de los casos. Las dos soluciones no obtenidas en estas corridas fueron los árboles (o) y (p). Para clarificar las razones por las cuales no se halló estas soluciones en menos de 100 ms, la figura 4 muestra el frente Pareto del problema en un espacio objetivo donde se ha suprimido la métrica α_r , graficándolo en un sistema coordinado considerando las funciones objetivos C_r , D_M y D_A como coordenadas.

Sin embargo, es necesario aclarar que cada vector objetivo está constituido por la n-tupla dada por α_r , C_r , D_M y D_A . Los vectores objetivo (o) y (p) están situados en una "esquina" del espacio objetivo. Es de suponer entonces que la principal dificultad de MMA1 se debe a su capacidad de exploración de aquellas regiones del espacio solución donde podrían encontrarse buenas soluciones.

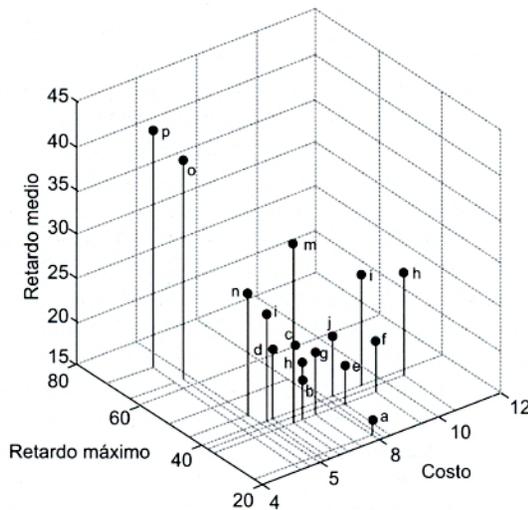


Figura 3. Frente Pareto óptimo del problema de prueba 1.

Dado que ambos algoritmos están basados en el SPEA, y MMA2 no ha tenido el problema citado arriba, es importante apuntar la diferencia entre ambos algoritmos, de forma a entender el motivo de la disparidad de rendimiento. De esto se deriva que el cruzamiento tampoco es el mismo. Por lo tanto, se infiere que la codificación utilizada en MMA2 da a este algoritmo una mayor capacidad de exploración de las regiones del espacio solución. Esta afirmación también fue notada en los problemas dinámicos de prueba presentados en la siguiente sección.

Problemas de Prueba Dinámicos

Simulaciones Usando la Red de la NSF

La figura 5 muestra la red de la NSF y la métrica de retardo d_{ij} , $\forall (i, j) \in E$. La capacidad de los enlaces es de 1,5 Mbps.

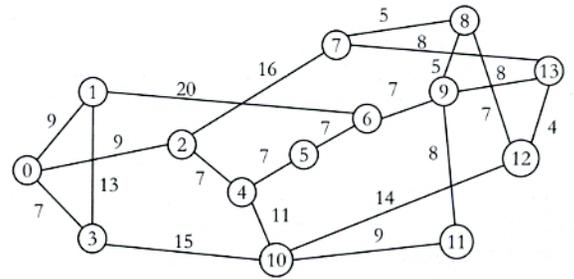


Figura 5. Red de la NFS, con el retardo en ms sobre cada enlace.

Para cada una de las corridas, 300 solicitudes multicast fueron generadas, cada una con una demanda = 150 Kbps. La tabla 4 muestra los parámetros de MMA1 y MMA2 con los cuales se realizaron las simulaciones, el tiempo medio de cómputo de un árbol multicast (ta) y el rango del tamaño de los grupos multicast. El tiempo medio de cómputo de SK para los distintos valores de H fue de 1 ms aproximadamente.

Tabla 4. Parámetros de MMA1 y MMA2, tiempo medio de construcción de un árbol multicast y rango del tamaño de los grupos multicast.

	P	Generaciones	t_c	Tamaño Grupo	
Corrida 1	MMA1	40	400	60 ms	[3, 5]
	MMA2	30	50	45 ms	
Corrida 2	MMA1	40	400	90 ms	[6, 10]
	MMA2	30	50	40 ms	
Corrida 3	MMA1	40	400	60 ms	[3, 5]
	MMA2	30	50	50 ms	
Corrida 4	MMA1	40	400	90 ms	[6, 10]
	MMA2	30	50	45 ms	

En estas corridas, los tres algoritmos enrutaron todas las solicitudes multicast. La tabla 4 resume los resultados de las corridas 1 y 2

En todas las corridas, MMA1 y MMA2 construyeron un mayor número de árboles que dominaron a los respectivos árboles de SK. Al aumenta H, la diferencia en la métrica

Tabla 5. Resultados de las corridas 1, 2, 3 y 4.

A1 – A2	Corrida 1			Corrida 2			Corrida 3			Corrida 4		
	ND _{A1-A2}	ND _{A2-A1}	I _{A1-A2}	ND _{A1-A2}	ND _{A2-A1}	I _{A1-A2}	ND _{A1-A2}	ND _{A2-A1}	I _{A1-A2}	ND _{A1-A2}	ND _{A2-A1}	I _{A1-A2}
MMA1 – MMA2	63	36	201	49	81	170	53	54	193	49	79	172
MMA1-SK(H=0)	82	26	192	69	13	218	64	33	203	58	16	226
MMA1-SK(H=2)	173	19	108	181	14	105	165	23	112	195	13	92
MMA1-SK(H=4)	243	7	50	226	4	70	236	8	56	233	5	62
MMA2-SK(H=0)	70	31	199	64	11	225	66	40	194	52	8	240
MMA2-SK(H=2)	169	14	117	201	7	92	164	24	112	191	13	96
MMA2-SK(H=4)	245	11	44	241	4	55	247	11	42	255	2	43

de dominancia fue aún mayor a favor de los algoritmos propuestos en este trabajo. En las 4 corridas, MMA1 y MMA2 construyeron mejores árboles que SK (H = 2) y SK (H = 4) en más del 50 % de las solicitudes multicast. Cuando los algoritmos propuestos en este trabajo fueron comparados con SK (H = 0), se observa un gran número de indiferencias.

Esto se debe a la relación de compromiso entre los objetivos. Dado que MMA1 y MMA2 eligen una solución del frente, dicha solución puede no tener las cuatro funciones objetivo menores que la solución de SK, y viceversa, conllevando a una situación donde se presentan conflictos entre los objetivos, y creando las citadas relaciones de compromiso.

De todas maneras, note que NDMMA1-SK(H=0) es mayor que NDSK(H=0)-MMA1. De forma similar, NDMMA2-SK(H=0) también es mayor que NDSK(H=0)-MMA2, indicando que ambos algoritmos proveyeron un mayor número de soluciones que dominaron a los correspondientes árboles de SK (H=0).

Cuando MMA1 y MMA2 son comparados, el aspecto principal a resaltar es que, en modo denso (corridas 2 y 4), MMA2 claramente tuvo un mejor comportamiento que MMA1, dado que $ND_{MMA2-MMA1} > ND_{MMA1-MMA2}$. En modo esparzo (corridas 1 y 3), MMA1 obtuvo un mayor número de dominancias en la corrida 1, mientras que en la corrida 3 la dominancia entre ambos algoritmos fue similar.

DISCUSIÓN

Además de los estudios comparativos (Srinivas y Deb, 1994; Zitzler y Thiele, 1999), SPEA también ha demostrado su buen funcionamiento en la resolución de problemas de ingeniería como el diseño topológico de redes de computadoras (Barán *et al.*, 2003), la programación de bombeo de agua en sistemas de suministro de agua (Sotelo *et al.*, 2002) y la compensación reactiva de potencia (Barán *et al.*, 2001). Por tal motivo, para resolver el problema de enrutamiento multicast en redes de computadoras, en el presente trabajo se proponen dos algoritmos evolutivos multiobjetivos, denominados MMA1 y MMA2 (Multiobjective Multicast Algorithm) basados en el SPEA.

CONCLUSIONES

Se diseñó un algoritmo de encaminamiento tomado como premisa un enfoque multiobjetivo, con los siguientes parámetros: la utilización máxima de los enlaces del árbol αT , el costo CT , el retardo máximo de extremo a extremo DM y el retardo medio DA .

Se implementó el protocolo diseñado, con dos nuevos algoritmos evolutivos basados en el SPEA: MMA1 y MMA2. Estos algoritmos obtienen un conjunto Pareto óptimo de soluciones en una corrida. Esta característica es de gran importancia, pues la solución más adecuada puede ser elegida para cada caso particular, sin considerar restricciones a priori.

Al evaluar el rendimiento en el problema de prueba 1 (P1), MMA2 convergió al conjunto Pareto en todas las corridas, mientras que en el problema de prueba 2 (P2) halló todas las soluciones óptimas en el 83 % de los casos. Por su parte, MMA1 obtuvo el frente Pareto en el 47 % de las corridas de P1, y en ninguna ocasión halló el conjunto óptimo de P2. Sin embargo, en todas las corridas obtuvo más del 87 % de las soluciones óptimas. El análisis de los resultados experimentales muestra que la representación cromosómica de MMA2 provee a este algoritmo una mayor capacidad de exploración, permitiendo obtener aquellas soluciones Pareto óptimas ubicadas en “esquinas” del espacio de búsqueda que no siempre son halladas por MMA1.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Araujo, P. y Barbosa, M. (2002). Multicast routing with quality of service and traffic engineering requirements in the internet, based on genetic algorithm. Proceedings of the 7th Brazilian Symposium on Neural Networks. Brazil.
- Barán B., y R. Sosa. (2000). A New Approach for Antnet Routing, *IEEE International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN'2000)*, USA.
- Baran, B., Duarte, S. y Benítez, D. (2003). Telecommunication Network Design with Parallel Multiobjective Evolutionary Algorithm. IFIP/ACM Latin American Networking Conference. Bolivia.
- Barán, B., Vallejos, J., Ramos, R. y Fernández, U. (2001). Multiobjective Reactive Power Compensation, Proceedings of the IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition. USA.
- Beverly R., y K. Claffy. (2003). Wide-Area IP Multicast Traffic Characterization, *IEEE Network*, Vol. 17, N° 1, pág. 8-15.
- Coello C. (1999). A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization, *Knowledge and Information System*.
- Coello C. (1996). A Empirical Study of Evolutionary Techniques for multi-objective optimization in Engineering Design, *Ph.D Thesis*, Department of Computer Science, Tulane University, New Orleans, USA.

Vera, O. et al. Diseño e implementación de un algoritmo de encaminamiento para una red de routers basado en algoritmos genéticos.

- Coello C. (2000). EMOO Web Page, A complete list in alphabetical order, *Evolutionary Optimization: an International Journal on Internet*.
- Cohon J. (1978). *Multiobjective programming and planning*, Academic Press.
- Crichigno J., y B. Barán. (2004). Multiobjective Multicast Routing Algorithm for Traffic Engineering, *13th International Conference on Computer Communications and Networks (ICCCN'2004)*, Chicago - USA.
- Crichigno, J. y Barán, B. (2004a). Multiobjective multicast routing algorithm. 11th International Conference on Telecommunications (ICT 2004). Brazil.
- Crichigno, J. y Barán, B. (2004b). A multicast routing algorithm using multiobjective optimization. 11th International Conference on Telecommunications (ICT 2004). Brazil.
- Darwin C. (1985). *On the Origin of Species by Means of Natural Selection*, 6° Ed., Penguin Classics.
- Deb K. (1999). Evolutionary algorithms for multi-criterion optimization in engineering design, *Proceedings of the Evolutionary Algorithms in Engineering and Computer Science (EUROGEN'99)*.
- Dijkstra E. (1959). A note on two problems in connexion with graphs, *Numerische Mathematik*, Vol. 1, pág. 269-271.
- Sotelo, A., Barán, B. y Von Lucken, C. (2002). Multiobjective evolutionary algorithms for pump scheduling optimization. 3rd International Conference on Engineering Computational Technology ECT-2002. Republica Checa.
- Srinivas N. y Deb, K. (1994). Multiobjective optimization using non-dominated sorting genetic algorithm. *MIT Evolutionary computation*, vol. 2, num 3, pp. 221-248.
- Stallings, W. (2001). MPLS. *The Internet Protocol Journal*, vol. 4, num. 3.
- Zhengyng, W., Bingxin, S. y Erdun, Z. (2001). Bandwidth-delay-constraint least-cost multicast routing based on heuristic genetic algorithm. *Computer communications*, vol 24, pag. 685-692.
- Zitzler, E. y Thiele, L. (1999). Multiobjective Evolutionary Algorithms: A comparative case study and the strength pareto approach. *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol. 3, num. 4, pp. 257-271.

Correspondencia:

Oscar John Vera Ramirez: programadorfox@hotmail.com

Fecha de Recepción: 28/05/2015

Fecha de Aceptación: 16/09/2015