

**Centro de Investigación Científica y de Educación  
Superior de Ensenada, Baja California**



---

**Maestría en Ciencias  
en Ciencias de la Computación**

---

**Asignación adaptativa de recursos con conciencia energética  
para cargas de trabajo heterogéneas en centros de datos de  
tres niveles**

Tesis  
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de  
Maestro en Ciencias

Presenta:

**Manuel Combarro Simón**

Ensenada, Baja California, México  
2017

Tesis defendida por  
**Manuel Combarro Simón**  
y aprobada por el siguiente Comité

---

**Dr. Andrey Chernykh**  
Director de tesis

Miembros del comité  
**Dr. Carlos Alberto Brizuela Rodríguez**

**Dr. Raúl Rivera Rodríguez**



---

**Dr. Jesús Favela Vara**  
Coordinador del Posgrado en Ciencias de la Computación

---

**Dra. Rufina Hernández Martínez**  
Directora de Estudios de Posgrado

Resumen de la tesis que presenta **Manuel Combarro Simón** como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ciencias de la Computación.

**Asignación adaptativa de recursos con conciencia energética para cargas de trabajo heterogéneas en centros de datos de tres niveles**

Resumen aprobado por:

---

Dr. Andrey Chernykh  
**Director de tesis**

El consumo de energía representa un gran porcentaje de los gastos de operación de los centros de datos, los cuales son un componente fundamental en la infraestructura del cómputo en la nube. La mayoría de las soluciones propuestas para calendarización consciente de la energía se enfocan en la distribución y consolidación de los trabajos entre los servidores, sin considerar el estado de la red del centro de datos. Tampoco hay soluciones que de forma adaptativa decidan si es más conveniente consolidar los trabajos o balancear la red del centro de datos para evitar pérdidas en la calidad de servicio. En esta investigación, se proponen dos modelos de calendarización que son conscientes de la energía y del estado de la red, mediante el ajuste de sus parámetros se puede ahorrar energía, a través de la consolidación de los trabajos, o balancear la red mediante el balanceo de carga entre los servidores. La diferencia entre los modelos es que uno es estático y el otro es adaptativo, éste último ajusta automáticamente sus parámetros en dependencia del estado de la red del centro de datos. Los modelos consideran para la asignación de trabajos entre los servidores su utilización, la proporcionalidad de energía y la utilización de los caminos desde el servidor a la capa núcleo del centro de datos. Para la asignación de un trabajo se prefiere un servidor con alta utilización, buena proporcionalidad de energía y caminos con poca utilización entre el servidor y la capa núcleo. Evaluamos el modelo estático con 21 configuraciones frente a tres tipos de carga de trabajo: HPC (alto rendimiento computacional), DIW (transmisión intensiva de datos) y Balanceada (intermedio entre HPC y DIW); además se compara contra estrategias del estado del arte. El modelo adaptativo se compara contra las mejores configuraciones del modelo estático. Las comparaciones se realizan usando técnicas para comparar aproximaciones al frente de Pareto. El modelo estático supera a las estrategias seleccionadas del estado del arte y el modelo adaptativo, en promedio, da mejores resultados que las configuraciones seleccionadas del modelo estático.

**Palabras clave:** Cómputo en la nube, centros de dato, calendarización consciente de la energía, calendarización consciente de la red, calendarización adaptativa

Abstract of the thesis presented by Manuel Combarro Simón as a partial requirement to obtain the Master of Science degree in Computer Science.

### **Adaptive Energy-Aware Resource Allocation for heterogeneous workloads in three-tier Data Centers**

Abstract approved by:

---

Dr. Andrey Chernykh  
**Thesis Director**

Energy consumption represents a large percentage of the operational expenses of data centers, which are used as backend computing infrastructure for cloud computing. Most of the existing solutions for energy-aware scheduling are focused on jobs distribution and their consolidation on computing servers, while network characteristics are not considered. There are no solutions that switch, in an adaptive way, between energy-savings through job consolidation and traffic load balancing to avoid quality of service degradation. In this study, we propose energy and network aware scheduling models, which can be tuned to achieve energy-savings through job consolidation and traffic load balancing. The adaptive model automatically adjusts its parameters depending on the state of the data center network. The scheduling models consider the following metrics for task allocation: server utilization, its energy proportionality, and utilization of paths between the server and core layer of the datacenter. Servers with high utilization, good energy proportionality and paths with low utilization are preferred for the task allocation. Twenty-one configurations of the static model were evaluated and compared with state-of-art strategies, for three types of workloads: HPC (high performance computing), DIW (data intensive workload) and Balanced (in-between HPC and DIW). The adaptive model was compared against the best configurations of the static model, using methods for comparison of approximations to the Pareto front. The static model outperforms selected state-of-the-art strategies and the adaptive model provides better results than the static model.

**Keywords:** Cloud computing, data center, energy-aware scheduling, network-aware scheduling, adaptive scheduling

## **Dedicatoria**

*A mi querida esposa, por su amor, consejos, apoyo incondicional y por hacer que la vida sea diferente.*

*A mis padres, por formarme, por enseñarme, por ser mis guías.*

*A mi familia y amigos por su cariño, apoyo y compañía.*

## Agradecimientos

Al CICESE y al Posgrado en Ciencias de la Computación por brindarme excelentes condiciones de estudio e investigación.

Al CONACYT por el apoyo económico recibido durante dos años como becario con No. 589120.

A mi tutor, el Dr. Andrey Chernykh, por su gran ayuda, orientación y consejos durante todo este tiempo.

A los miembros de mi comité, el Dr. Carlos Brizuela Rodríguez y el Dr. Raúl Rivera Rodríguez, por sus comentarios y observaciones para mejorar mi investigación.

A mis compañeros de Ciencias de la Computación por su ayuda durante los cursos y la investigación.

A Mayra Hernández por recomendarme este gran centro que es el CICESE.

A Dolores Sarracino por confiar y recibirme como si fuese familia.

A la dirección del postgrado de Ciencias de la Computación por darme la oportunidad.

A los profesores del departamento de Ciencias de la Computación por sus extraordinarias clases y por el conocimiento transmitido.

## Tabla de contenido

	<b>Página</b>
<b>Resumen en español</b> .....	<b>ii</b>
<b>Resumen en inglés</b> .....	<b>iii</b>
<b>Dedicatoria</b> .....	<b>iv</b>
<b>Agradecimientos</b> .....	<b>v</b>
<b>Lista de figuras</b> .....	<b>viii</b>
<b>Lista de tablas</b> .....	<b>x</b>
<b>Capítulo 1. Introducción</b> .....	<b>1</b>
1.1 Antecedentes.....	2
1.1.1 Computo en la nube.....	2
1.1.1.1 Modelos de implementación .....	4
1.1.2 Centro de datos de tres niveles.....	4
1.1.3 Métodos para ahorrar energía en los servidores de un centro de datos .....	6
1.1.4 Trabajos relacionados .....	7
1.1.4.1 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de fecha límite sin considerar el estado de la red.....	7
1.1.4.2 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de mínima cantidad de instrucciones por segundos acordadas en el SLA.....	9
1.1.4.3 Ahorro de energía para trabajos con grandes requerimientos de computo (HPC)	10
1.1.4.4 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de fecha límite para tareas con alto nivel de comunicación.....	10
1.1.4.5 Ahorro de energía teniendo en cuenta el estado de la red del centro de datos....	11
1.2 Justificación .....	13
1.3 Hipótesis .....	14
1.4 Objetivos.....	15
1.4.1 Objetivo general.....	15
1.4.2 Objetivos específicos.....	15
<b>Capítulo 2. Metodología</b> .....	<b>16</b>
2.1 Planteamiento del problema y modelación del problema.....	16

2.1.1 Modelo de la infraestructura .....	17
2.1.2 Modelo de los trabajos.....	18
2.1.3 Modelo de energía .....	18
2.1.4 Función de calendarización .....	21
2.2 Estrategias de calendarización .....	26
2.2.1 Estrategias del estado del arte .....	27
2.3 Simulador GreenCloud.....	28
2.3.1 Escenario de simulación .....	28
2.4 Cargas de trabajo.....	31
2.5 Metodología del análisis de los resultados.....	34
2.5.1 Procedimiento de comparación .....	35
2.5.1.1 Indicador- $\epsilon$ binario .....	36
2.5.1.2 Cubrimiento de conjuntos .....	37
2.5.1.3 Hipervolumen .....	37
2.5.1.4 Análisis monobjetivo: perfil de desempeño .....	38
<b>Capítulo 3. Resultados .....</b>	<b>39</b>
3.1 S-ACCURATE.....	39
3.1.1 Experimentos para el tipo de carga Balanceada .....	39
3.1.2 Experimentos para el tipo de carga DIW.....	49
3.1.3 Experimentos para el tipo de carga HPC .....	56
3.1.4 Conclusiones de S-ACCURATE .....	59
3.2 A-ACCURATE .....	60
3.2.1 Experimentos para tipo de carga DIW-HPC.....	60
3.2.2 Experimentos para tipo de carga HPC- DIW.....	66
3.2.3 Experimentos para tipo de carga DIW .....	71
3.2.4 Experimentos para tipo de carga HPC.....	75
<b>Capítulo 4. Discusión .....</b>	<b>77</b>
<b>Capítulo 5. Conclusiones.....</b>	<b>79</b>
<b>Literatura citada.....</b>	<b>81</b>



## Lista de figuras

Figura	Página
1 Topología de tres niveles. ....	6
2 Valores del EPC en función de $\alpha$ . ....	20
3 Perfil de consumo de energía y valor de EPC para diferentes servidores. ....	21
4 Función $f_i$ . En a) $k = 0.25$ , el máximo es 0.9223 y se obtiene para una utilización de 0.77. En b) $k = 0$ , el máximo tiende a 1 y se obtiene cuando la utilización tiende a 1.....	24
5 Análisis de $f_{i^{cp}}$ . En a) se varía $\beta$ para un valor fijo de $EPC_i = 0.5$ . En b) Comportamiento de $f_i^{cp}$ en función de la utilización del servidor y del EPC para dos valores de $\beta$ : 0.25 y 0.75 (curva azul y roja, respectivamente).....	25
6 Puntuación debido $f_i^{cm}$ , en función de la utilización promedio de los caminos, $l_i^p$ . ....	25
7 Ejemplo de la función de puntuación para $EPC = 0.5$ . $\alpha = 0.5$ y $\beta = 0.5$ . ....	26
8 Potencia normalizada vs utilización normalizada para el primer y último servidor del centro datos. Las curvas para los demás servidores son similares a las que se muestran y están comprendidas entre ellas. ....	30
9 Distribución de EPC y potencia en estado ocioso para los servidores del centro de datos. En a) EPC. En b) Potencia en estado ocioso. ....	30
10 Para los trabajos de los tres tipos principales de carga a) Función de densidad de probabilidad de los MI. b) Función de densidad de probabilidad de los datos de salida. ....	33
11 Promedio de millones de instrucciones, número de tareas y tamaño de los datos de salida por carga para los tipos de carga DIW, Balanceada y HPC. ....	34
12 Módulo de centro de datos de tres niveles. Se muestran marcados en negro los enlaces entre el primer módulo y la capa núcleo. ....	41
13 Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE frente a una carga del tipo DIW.....	42
14 Conjunto de soluciones normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para carga Balanceada. ....	44
15 Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga Balanceada. ....	44
16 Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE, frente a una carga del tipo DIW.....	50
17 Conjunto de soluciones normalizadas de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW.....	51

18	Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW. ....	51
19	Conjunto de soluciones normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para carga HPC. ....	56
20	Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE, frente a una carga del tipo HPC. ....	57
21	Perfil de desempeño del consumo de energía para el tipo de carga HPC. En a) se observa el desempeño de todas las estrategias. En b) se limita $\tau$ al intervalo $[1,1.04]$ para mostrar con más detalle el perfil de desempeño de las primeras estrategias. ....	58
22	Comportamiento del ALUR con respecto al tiempo para los enlaces entre la capa de agregación y la capa núcleo y cambios de configuración con respecto al tiempo para Am-ACCURATE y Aa-ACCURATE para una carga del tipo DIW-HPC. ....	61
23	Utilización promedio de los servidores y de los módulos para Am-ACCURATE y Aa-ACCURATE frente a una carga del tipo DIW-HPC. ....	62
24	Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW-HPC. ....	63
25	Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW-HPC. ....	64
26	Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC- DIW. ....	67
27	Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC-DIW. ....	68
28	Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW. ....	71
29	Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW. ....	72
30	Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC. Las dos variantes de A-ACCURATE tienen el mismo comportamiento que la configuración 1-0. ....	75
31	Perfil de desempeño del consumo de energía para el tipo de carga HPC. En a) se observa el desempeño de todas las estrategias. En b) se limita $\tau$ al intervalo $[1,1.04]$ para mostrar con más detalle el perfil de desempeño de las primeras estrategias. ....	76

## Lista de tablas

Tabla	Página
1	Parámetros del centro de datos y de simulación..... 31
2	Descripción de las cargas en función de los trabajos..... 33
3	Promedio de los requerimientos de los trabajos para cada tipo de carga. .... 33
4	Interpretación del indicador- $\epsilon$ binario. .... 37
5	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga Balanceada. .... 45
6	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga Balanceada. .... 46
7	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga Balanceada. La configuración 0.75-0.75 es la primera en ambos rankings. .... 47
8	Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga Balanceada. .... 48
9	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga DIW..... 52
10	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga DIW. .... 53
11	Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga DIW. La configuración 0.25-1 es la primera en ambos rankings. .... 54
12	Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga DIW..... 55
13	Degradación del indicador- $\epsilon$ binario multiplicativo y el hipervolumen considerando los tipos de carga HPC y DIW..... 59
14	Comparación de las estrategias utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga DIW-HPC. .... 64
15	Comparación de las estrategias utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga DIW-HPC. .... 65
16	Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga DIW-HPC. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings. .... 66
17	Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga DIW-HPC..... 66
18	Comparación de las estrategias utilizando el Indicador- $\epsilon$ binario multiplicativo para el tipo de carga HPC-DIW..... 69
19	Comparación de las estrategias utilizando el Indicador- $\epsilon$ binario aditivo para el tipo de carga HPC-DIW. .... 69
20	Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga HPC-DIW..... 70

21	Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga HPC-DIW. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings. ....	70
22	Comparación de las estrategias utilizando el indicador- $\epsilon$ binario multiplicativo para el tipo de carga HPC. ....	73
23	Comparación de las estrategias utilizando el indicador- $\epsilon$ binario aditivo para el tipo de carga HPC. ....	73
24	Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga HPC. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings. ....	74
25	Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga HPC. ....	74
26	Degradación del indicador- $\epsilon$ binario multiplicativo y el hipervolumen. ....	78

## Capítulo 1. Introducción

---

El cómputo en la nube ha tomado gran auge en los últimos años. Las compañías se pueden centrar en sus negocios sin la necesidad de invertir en un hardware específico o en infraestructura computacional, ya que pueden acceder a los servicios de la nube IaaS con un modelo de pago por uso o “pay-as-you-go”.

Los centros de datos son el pilar fundamental del cómputo en la nube. Los mismos requieren una tremenda cantidad de energía para operar. En el 2012 su consumo fue cerca del 15% del consumo global del equipamiento relacionado con la información y las comunicaciones (ICT por sus siglas en inglés) y está previsto que se incremente entre un 5 y 10% para el 2017 (Andrae y Corcoran, 2013). Se espera que para el 2020 los centros de datos en Europa consuman hasta 93 TWh (Sauls, 2009). Casi el 75% de ese consumo se deberá al equipamiento IT (tecnología de información) y al sistema de enfriamiento. El 25% restante se pierde en la distribución de la energía y en la operación del centro de datos.

En los centros de datos, el problema de calendarización consiste en asignar un conjunto finito de recursos a máquinas virtuales (VM por sus siglas en inglés), trabajos o tareas que arriban (Amalarethinam y Beena, 2014; Guzek et al., 2015). Para asignar los recursos (ciclos de CPU, RAM, almacenamiento, ancho de banda o la combinación de los mismos) los calendarizadores deben considerar un conjunto de restricciones. Las restricciones son requerimientos acordados en el SLA que se deben satisfacer, algunos ejemplos son: potencia mínima de cómputo, ancho de banda, fecha límite y mínima capacidad de almacenamiento.

Los calendarizadores pueden tener diferentes objetivos, como por ejemplo: tiempo de calendario, balanceo de carga, QoS, consumo energético o una combinación de ellos (Abrishami y Naghibzadeh, 2012; Kessaci et al., 2014). Se le ha dado un énfasis particular a la optimización del consumo de energía de los recursos computacionales, con el propósito de lograr reducir el consumo de los centros de datos mediante soluciones que no involucren cambios o mejoras en el equipamiento (Tchernykh et al., 2014; Combarro et al., 2016; Nesmachnow et al., 2016; Armenta-Cano et al., 2017).

Pocos trabajos consideran el estado de la red del centro de datos en las estrategias de calendarización que ahorran energía (Kliazovich et al., 2013a, 2013b; Giordano et al., 2015; Guzek et al., 2015; Combarro et al., 2016). No considerar el estado de la red puede ocasionar un deterioro de QoS, ya que se puede incrementar el tiempo de respuesta, la pérdida de paquetes, la tasa de incumplimientos de fecha límite, así como asignar trabajos a máquinas que no cumplen con el ancho de banda acordado.

Se ha mostrado que las cargas de trabajo son altamente heterogéneas (Qi Zhang et al., 2014; Reiss et al., 2012). Un centro de datos puede recibir una gran variedad de cargas de trabajo, que demanden desde alto rendimiento computacional (HPC por sus siglas en inglés, High-Performance Computing) hasta transmisión intensiva de datos (DIW por sus siglas en inglés Data-Intensive Workload); la primera requiere una gran capacidad de cómputo y en muchos casos no necesita transferir muchos datos, la segunda no requiere gran poder de cómputo, pero sí realiza transferencias de datos pesadas. A nuestro conocimiento no existe estrategia adaptativa alguna, que le dé más importancia al ahorro de energía o al balanceo de la red, en dependencia del estado de esta última. Una estrategia adaptativa permitiría obtener mejores resultados frente a diferentes cargas de trabajo que una estática. El propósito de la presente investigación es desarrollar estrategias de calendarización adaptativas que permitan ahorrar energía o balancear la red del centro de datos, en dependencia del efecto que cause sobre la misma una carga de trabajo de características no conocidas.

## **1.1 Antecedentes**

### **1.1.1 Cómputo en la nube**

El cómputo en la nube es un paradigma de computación distribuida, ampliamente aceptado por las organizaciones públicas y privadas. A través de internet ofrece tres servicios fundamentales: Software como Servicio (SaaS por sus siglas en inglés), Plataforma como Servicio (PaaS por sus siglas en inglés) e Infraestructura como Servicio (IaaS por sus siglas en inglés). Los servicios se ajustan a las necesidades del cliente y siguen un modelo de pago por uso. En los Acuerdos de Nivel de Servicio (SLA) se establece la calidad que deberá tener el servicio (QoS). En la presente tesis nos centraremos en el tipo de nube IaaS, donde los recursos computacionales (procesador, memoria, etc.) se proveen como servicio. A continuación, se describe brevemente cada uno de los tipos de servicio.

*Software como Servicio (SaaS)* es un modelo de explotación de software, en el cual las aplicaciones se albergan en servidores y se brindan al cliente mediante internet, en vez de ser distribuidas en forma de paquete. Algunos ejemplos son Microsoft Office 365, Dropbox y la suite de aplicaciones de Google o Google Apps entre las que se incluye Gmail y Google Docs. Las aplicaciones son ejecutadas en el servidor en vez de en la computadora del cliente. Esto elimina la necesidad de tener el hardware adecuado para el

funcionamiento de la aplicación. En lugar de comprar el software, el cliente paga por el servicio usando un modelo pay-as-you-go, se paga sólo por lo que se usa.

*Plataforma como Servicio (PaaS)* ofrece una plataforma online, que permite crear aplicaciones y servicios. Las cuales son desarrolladas usando las herramientas proporcionadas por dicha plataforma. Se puede ver como una capa entre SaaS e IaaS. El cliente puede elegir qué herramientas va a utilizar. PaaS, provee la infraestructura general necesaria para desarrollar aplicaciones, incluyendo ambientes de programación, recursos de red, almacenamiento de datos, entre otros. Algunos ejemplos son Google App Engine, Heroku y OpenShift.

*Infraestructura como Servicio (IaaS)* ofrece recursos computacionales, como procesamiento, almacenamiento, RAM, etc., a través de internet. Provee hardware virtual, que es usado por el cliente para correr un software arbitrario. Los usuarios tienen control sobre el software, el almacenamiento y la capacidad de procesamiento, pero los recursos físicos son manejados por el proveedor. Esta es la razón por la que se supone que el centro de datos en el que se van a desarrollar nuestras estrategias de asignación brinda solo IaaS, a diferencia de SaaS la ejecución de una tarea no puede ser cancelada por el usuario. Al igual que los demás servicios, el usuario paga según lo que utiliza y por el tiempo que lo haga, un hardware más poderoso será más caro. Un ejemplo de IaaS es Amazon Web Services, el cual es considerado como el pionero de IaaS.

El *Acuerdo de Nivel de Servicio* o *SLA* (en lo adelante nos referiremos a él por sus siglas) es un componente de negocio de extrema importancia en el cómputo en la nube. Representa el contrato que especifica las obligaciones que tiene el proveedor con el cliente o lo que espera recibir el cliente a cambio del precio pagado. La calidad del servicio (QoS) es un aspecto fundamental y está directamente relacionado con el SLA. La minimización del consumo de energía generalmente está en conflicto con el cumplimiento de algunos aspectos del SLA que aseguran la QoS. Algunos de estos aspectos son: el tiempo de respuesta, el cumplimiento de los trabajos antes de su fecha límite y la transmisión de los datos a una velocidad no menor que la acordada (dada en Mbps).

### 1.1.1.1 Modelos de implementación

El cómputo en la nube tiene cuatro modelos principales de implementación, los que definen como es el acceso a la nube. Los modelos son: público, privado, híbrido y comunitario. Estos fueron diseñados para cubrir las necesidades de diversos clientes.

*Nube privada:* en nubes privadas o internas, sólo el proveedor de los recursos puede acceder a la infraestructura; el público no puede utilizarla. La nube privada es propiedad de una sola empresa que tiene control total sobre las aplicaciones que se ejecutan en la infraestructura, el lugar donde se ejecutan, y las personas u organizaciones que lo utilizan.

*Nube pública:* Las nubes públicas o externas son administradas por sus proveedores. La infraestructura es compartida entre organizaciones. No existe restricción en el tipo de público para brindar el servicio. Los usuarios pueden acceder a los recursos mediante suscripción. El número de usuarios potenciales no es limitado.

*Nube híbrida:* La nube híbrida combina la nube privada y pública. En este caso, las aplicaciones de los usuarios se pueden ejecutar en una infraestructura privada o pública. Una empresa puede ejecutar aplicaciones en nubes públicas, pero las aplicaciones que tienen relativa importancia se corren sobre nubes privadas.

*Nube comunitaria.* Permite compartir infraestructura entre organizaciones con intereses comunes o políticas similares. La operación de estas nubes puede ser más cara debido al pequeño número de usuarios, pero a su vez permite una mayor personalización para satisfacer las necesidades de los mismos.

### 1.1.2 Centro de datos de tres niveles

Los centros de datos son el pilar fundamental del cómputo en la nube. Albergan miles de servidores para proveer almacenamiento y poder de cómputo virtual ilimitado (Zhang et al., 2010). Además, la red de los mismos es responsable de la QoS de la conectividad y la comunicación en un sistema de cómputo en la nube.

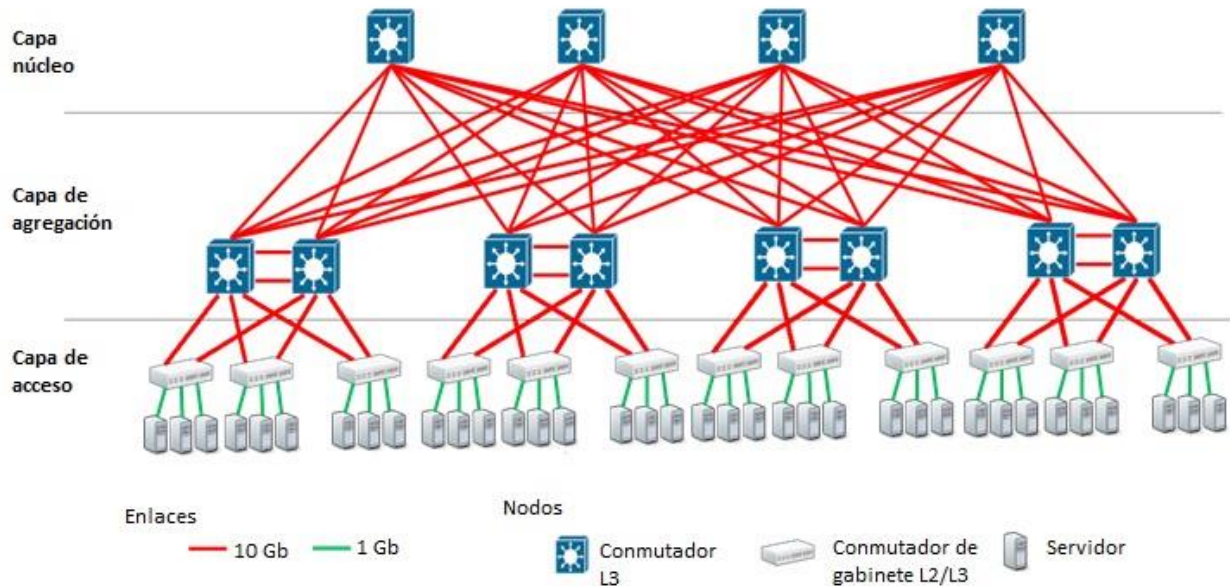


La red del centro de datos o DCN (por sus siglas en inglés) proporciona la interconexión entre los servidores y el resto de la red. Las topologías se pueden clasificar según el enrutamiento del tráfico de la red en tres categorías: centrado-en-conmutador (switch-centric) , centrado-en-servidor (server-centric) e híbrido (K. Chen et al., 2011). En centrado-en-conmutador los conmutadores se encargan de enrutar el tráfico y las comunicaciones de la red. En centrado-en-servidor los servidores realizan esta función además de realizar las tareas computacionales, esto requiere lógica adicional para el enrutado del tráfico, lo que puede degradar el desempeño y afectar las aplicaciones que corren en el servidor (Lebiednik et al., 2016). Un ejemplo de centrado-en-servidor es BCube (Guo et al., 2009). Las topologías híbridas utilizan los servidores y los conmutadores para la transmisión de datos y las comunicaciones, DCell (Guo et al., 2008) es una topología de este tipo.

Algunos ejemplos de topologías centrado-en-conmutador son la propuesta desarrollada por Al-Fares et. al en 2008, PortLand (Niranjan Mysore et al., 2009), VL2 (Greenberg et al., 2009) y de tres niveles o three-tier (Cisco, 2011). En nuestro trabajo, la topología del DCN será esta última, ya que es la más utilizada para los centros de datos (Wang et al., 2015).

La topología de tres niveles (ver Figura 1 (Kliazovich, Bouvry, et al., 2013)) es de tipo árbol y distribuye los conmutadores en tres niveles o capas: la capa núcleo (core-layer) en la raíz, en el medio la de agregación (aggregation-layer) y debajo de esta la de acceso (access-layer), a la cual se conectan los servidores. Los mismos son distribuidos en gabinetes (racks), pudiendo haber hasta 48 en un solo gabinete. Los servidores de un gabinete se conectan a un conmutador de gama baja denominado Top-of-Rack (ToR) a través de un enlace de 1 Gb/s. Los conmutadores ToR forman la capa de acceso y cada uno tiene dos enlaces de 10 Gb/s hacia la capa de agregación. En la capa de agregación y en la capa núcleo se utilizan conmutadores de gama alta y los enlaces entre capas son de 10 Gb/s. En la capa de agregación los conmutadores se agrupan en módulos, dos por cada uno. Los conmutadores de un módulo tienen un enlace a cada conmutador de la capa núcleo.

La comunicación entre un módulo y la capa núcleo se realiza utilizando técnicas de enrutamiento multicamino, como por ejemplo multitrayecto de igual costo, ECMP por sus siglas en inglés (Equal Cost Multi Path) (Thaler y Hopps, 2000). En esta topología la transmisión de datos se hace en forma de flujos, los cuales son un conjunto de paquetes TCP. ECMP realiza un balanceo de dichos flujos entre los posibles caminos. El número máximo de caminos que permite es 8, es por esto que en la capa núcleo habrá a lo más 8 conmutadores.



**Figura 1.** Topología de tres niveles (Kliazovich, Bouvry, et al., 2013).

### 1.1.3 Métodos para ahorrar energía en los servidores de un centro de datos

En un centro de datos el consumo de los servidores representa una gran porción del consumo total. La potencia del servidor es proporcional a la utilización del CPU. Un servidor con utilización del CPU igual al 0% se dice que se encuentra en estado ocioso y para mantener corriendo la memoria, los discos y dispositivos de I/O puede llegar a consumir 2/3 de la potencia empleada cuando el CPU está completamente utilizado (G. Chen et al., 2008).

Hay dos principales enfoques para reducir el consumo de energía en los servidores DVFS (Dynamic Voltage Frequency Scaling, escalado dinámico de voltaje y frecuencia, en español) (Pouwelse et al., 2001) y DPM (Dynamic Power Management, manejo dinámico de potencia, en español) (Benini et al., 2000). DVFS reduce la potencia del servidor disminuyendo la frecuencia de trabajo del CPU, lo que aumenta el tiempo de procesamiento de los trabajos. Esta técnica reduce solo el consumo de potencia relacionado con el CPU, solo puede reducir hasta el nivel de consumo en estado ocioso. En DPM se apaga el servidor cuando no se esté utilizando; sin embargo, si se necesita usar nuevamente, es necesario emplear una cantidad considerable de energía, por lo que hay que ser cuidadosos ya que un apagado y encendido continuo puede consumir más energía de la que se requiere para mantener el servidor prendido. Para hacer uso de DPM las estrategias de calendarización tratan de ubicar los trabajos en el menor número posible de

servidores, para poder apagar la mayor cantidad (los que están inactivos), esto se conoce como consolidación de trabajos.

#### **1.1.4 Trabajos relacionados**

A continuación, se resumen varios trabajos relacionados con nuestra investigación. Todos tienen como objetivo ahorrar energía en un centro de datos y se diferencian por la consideración de otro o más criterios para realizar la calendarización y las restricciones del problema.

##### *1.1.4.1 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de fecha límite sin considerar el estado de la red*

**ECTC** y **MaxUtil** implementados en (Lee y Zomaya, 2012). Estas heurísticas utilizan consolidación para disminuir el consumo de energía sin violar los requisitos de fecha límite. El modelo de energía se basa en que la utilización de un recurso computacional (procesador) tiene una relación lineal con el consumo de energía. Apagar y encender un servidor tarda un tiempo no despreciable, esta opción no se contempla en el trabajo y los servidores ociosos se mantienen siempre encendidos.

Ambas heurísticas son similares y se diferencian solo en la función de costo. Dada una tarea, se asigna al recurso computacional más eficiente siempre y cuando pueda completarla antes de la fecha límite. La eficiencia del servidor se evalúa con la función de costo. En **ECTC** se da menos valor a los procesadores en los que más tiempo la tarea se ejecuta sola (se consideran solo las tareas que se están ejecutando en ese momento), toma en cuenta el tiempo de ejecución de la tarea, el tiempo que se ejecutaría en paralelo con otras tareas y el tiempo que correría sola. **MaxUtil** asigna la tarea a la máquina con mayor nivel de utilización.

Las dos heurísticas se compararon con una estrategia que calendariza las tareas de forma aleatoria. En promedio **ECTC** y **MaxUtil** ahorraron un 18% y 13%, respectivamente, más que el calendarizador aleatorio.

**GCSM - Green Cloud Scheduling Model** (Modelo de calendarización nube verde) propuesto en (Kaur y Chana, 2016) tiene como objetivo minimizar el consumo de energía y cumplir con las restricciones de fecha límite de las tareas. Solo se tiene en cuenta la energía consumida por el CPU y la memoria. Cuando arriba una tarea se asigna al nodo (recurso computacional) más eficiente que pueda cumplir con los requerimientos de fecha límite. Las tareas tienen información de fecha límite, unidades de tiempo necesarias para su ejecución, memoria requerida y si el consumo será por uso de CPU o memoria. El modelo propone que mientras más energía esté consumiendo un nodo menos eficiente será, además se fija un umbral y si el consumo está por encima del mismo este nodo es descartado y solo se le asignará la tarea si no hay otro nodo que pueda completar la tarea antes de la fecha límite. Dada una tarea se puede saber cuánto tiempo tardará en ejecutarse en cualquier nodo, con esto se puede saber qué nodo puede completarla antes de la fecha límite. GCSM fue comparado con las estrategias propuestas en (Gandhi et al., 2011; Hussin et al., 2011; Chana y Kaur, 2014) logrando más ahorro de energía (71%) y un mayor porcentaje de tareas completadas antes de la fecha límite (82%).

**MESF - Most Efficient Server First** (servidor más eficiente primero) propuesto en (Dong et al., 2015) tiene como objetivo ahorrar energía sin incumplir las restricciones de fecha límite de las tareas. Usa una estrategia voraz para la asignación de tareas; las mismas son asignadas al servidor más eficiente, que las pueda ejecutar antes de la fecha límite. Se considera que la red del centro de datos tiene el ancho de banda necesario para que no haya retrasos debido a congestionamientos o pérdida de paquetes. El consumo de energía es una función del número de servidores activos, por lo tanto, se trata de minimizarlos. Cada vez que llega una tarea se asigna al servidor activo más eficiente que la pueda procesar. Un servidor no puede procesar una tarea si se encuentra por encima del punto de saturación (a partir de ese punto decrece considerablemente la eficiencia del servidor) o si por el estado de la cola la tarea no puede ser completada antes de la fecha límite. Si ninguno de los servidores activos puede procesar la tarea se asigna a uno de los que está inactivos, pasando a ser activo. Se comparó su rendimiento con un calendarizador desarrollado en (Khan y Ahmad, 2006) que asigna de forma aleatoria las tareas y no tiene en cuenta las restricciones de fecha límite para calendarizar. Ahorra 70 veces más energía que el calendarizador aleatorio, pero tiene un mayor tiempo de respuesta, aunque es menor a la restricción de fecha límite.

#### *1.1.4.2 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de mínima cantidad de instrucciones por segundos acordadas en el SLA.*

En (Beloglazov y Buyya, 2010) el objetivo es optimizar el consumo de energía minimizando el número de violaciones del SLA, las cuales pueden ser por incumplir la mínima cantidad de millones de instrucciones por segundo, mínimo de RAM o de ancho de banda. El ahorro de energía se logra mediante la consolidación de máquinas virtuales (VM). El modelo de energía se basa en que la utilización de un recurso computacional (procesador) tiene una relación lineal con el consumo de energía. Los recursos computacionales ociosos requieren aproximadamente un 70% de su consumo pico, por lo que se ponen en modo “suspendido” para ahorrar más energía.

Se realizan migraciones de VM si la utilización de un host está por encima de un umbral superior o por debajo de un umbral inferior (en este caso se reasignan todas las VM del host y se apaga), si una VM tiene una alta intensidad de comunicación con otra VM localizada en un host diferente y por último si la temperatura excede un límite y las VM deben ser reasignadas para que se reduzca la carga del nodo y se enfríe.

Cuando las VM tienen que ser migradas debido a que el host tiene una utilización mayor que el umbral superior se aplica la estrategia minimización de migraciones (MM). MM consiste en reasignar la menor cantidad posible de VM y que al ser reubicadas el host tenga el nivel más alto posible de utilización. La dificultad del algoritmo está en encontrar los umbrales adecuados.

El trabajo desarrollado en (Beloglazov et al., 2012) es una mejora del anterior y además ahora solo se tiene en cuenta las violaciones del SLA relacionadas con la cantidad de millones de instrucciones por segundo. La asignación de VM se hace en dos etapas, la primera es una reducción al problema de bin packing (embalaje de cajas) y se efectúa con una modificación de la estrategia Best Fit Decreasing (decreciente por ser el más adecuado). Se ordenan las VM en forma decreciente según su utilización de CPU y son asignadas en el host (máquina física) que menos incremente su consumo debido a la asignación. Para determinar cuándo y cuales VM se usan las mismas estrategias utilizadas en el trabajo anterior más otras propuestas en este, sin embargo, MM sigue siendo la mejor. Se encuentran mejores umbrales para la aplicación de MM y se obtiene un ahorro de energía del 66% comparado con una estrategia que no implementa la migración y solo usa DVFS para el ahorro. Otro resultado importante es que en los experimentos realizados solo el 1.1 % de las VM incumplió con el SLA.

#### *1.1.4.3 Ahorro de energía para trabajos con grandes requerimientos de cómputo (HPC)*

**HPC energy-aware scheduler** (calendarizador consciente de la energía HPC) (Mämmelä et al., 2012) es un calendarizador que tiene como objetivo ahorrar energía en centros de datos enfocados a aplicaciones que requieren un alto grado de cómputo.

Se da un modelo detallado de energía de un servidor, se tiene en cuenta procesador, memoria, disco duro, tarjeta de interfaz de red (NIC por sus siglas en inglés), tarjeta madre, ventiladores y fuente de alimentación. La calendarización es sobre una cola de trabajos.

Las estrategias de calendarización son modificaciones a las técnicas de Primero Entra Primero Sale (FIFO por sus siglas en inglés) y rellenado (Backfilling). La modificación consiste en apagar los nodos ociosos si quedan más de T segundos antes del inicio estimado del primer trabajo en la cola. Se obtuvo entre un 6% y 16% de ahorro con respecto a las técnicas originales y no presentaron un incremento significativo en el tiempo de espera.

#### *1.1.4.4 Ahorro de energía teniendo en cuenta las restricciones de fecha límite para tareas con alto nivel de comunicación.*

**DEES - Distributed Energy-Efficient Scheduler** (calendarizador distribuido con eficiencia energética) propuesto en (Liu et al., 2008) es un calendarizador para mallas (grids). La malla se modela como un conjunto de sitios distribuidos geográficamente. Cada sitio cuenta con un servidor central que realiza la calendarización de la mayor cantidad posible de tareas en el sitio y las que quedan sin calendarizar son enviadas al sitio vecino más “prometedor”. Se considera aplicaciones del tipo Bolsa-de-Tareas (BoT por sus siglas en inglés), donde se tiene un conjunto de tareas independientes a ser calendarizadas.

El modelo de energía tiene en cuenta los recursos computacionales, la comunicación y la energía usada para la réplica de datos. La energía relativa a los recursos computacionales se divide en la energía necesaria para ejecutar las tareas (se multiplica la potencia de computación por el tiempo en que se ejecutan las tareas) y la energía consumida durante el tiempo que están ociosos. La energía de comunicación tiene en cuenta el tiempo que se demora en transmitir el código y los datos de una tarea de un sitio a otro. La energía para replicar el conjunto de datos requeridos por una tarea de un sitio a otro

cuenta con dos componentes: la energía requerida para leer los datos y la requerida para escribirlos; la velocidad con que se leen y se escriben es proporcional al consumo.

El menor consumo se tiene cuando la tarea es ejecutada en el mismo sitio donde están sus datos. Se ahorra más energía si se envía la tarea al sitio donde se encuentran los datos que si se envían los datos

La estrategia de calendarización es dividir la bolsa de tareas que llega a cada sitio en grupos de acuerdo al sitio donde se encuentren los datos. Los grupos se ordenan de la siguiente forma: el grupo que tiene los datos de entrada en ese sitio es el primero, el resto se ordena de forma decreciente según el número de tareas que tengan. En cada grupo las tareas se ordenan de forma creciente por su fecha límite. Para calendarizar una tarea se escoge la máquina que la pueda completar antes de su fecha límite y en el menor tiempo posible. Las tareas que queden sin calendarizar (en el sitio no había una máquina que la pudiera completar antes de su fecha límite) se envían a los sitios vecinos, según un ranking de asignación, si quedan tareas sin procesar se envían a los vecinos del vecino más cercano; esto se repite hasta que se procesen todas las tareas. El ranking tiene en cuenta el consumo de energía y la fecha límite.

La estrategia **DEES** se comparó su con la estrategia planteada en (Mohamed y Epema, 2004) (Close-to-Files) que siempre asigna las tareas al sitio donde se encuentran sus datos, evitando la transferencia de datos. También es comparado con un algoritmo desarrollado por los autores (Performance-driven), que ordena las tareas en forma creciente según su fecha límite y las asigna en ese orden a la máquina que pueda completarlas primero. Ambos algoritmos son centralizados, mientras que el propuesto es distribuido. En promedio **DEES** ahorra un 35% más que las otras estrategias y tiene un mejor desempeño que Close-to-File en cuanto al número de tareas que cumplen con la fecha límite y es ligeramente peor que el Performance-driven en este aspecto.

#### *1.1.4.5 Ahorro de energía teniendo en cuenta el estado de la red del centro de datos*

Son pocos los trabajos que consideran el estado de la red del centro de datos para realizar el ahorro de energía. A continuación, se hablará de cuatro que están muy relacionados. Los mismos se enfocan en un centro de datos con topología de tres niveles. Los calendarizadores propuestos se comparan con una estrategia que aplica Round-Robin para la asignación de trabajos y con otra llamada Green scheduler

(Kliazovich, Bouvry, et al., 2013) que realiza una consolidación voraz de los trabajos sin tener en cuenta el estado de la red.

**DENS – Data center Energy-efficient Network-aware Scheduling** (calendarización consciente de la red y energéticamente eficiente en un centro de datos) propuesto en (Kliazovich, Bouvry, et al., 2013) optimiza la relación entre la consolidación de trabajos y la distribución del tráfico (evitando congestión). Se usa un modelo de energía lineal y los servidores en estado ocioso se apagan para lograr un mayor ahorro.

Los trabajos propuestos en **DENS** y **e-STAB: Energy-Efficient Scheduling for Cloud Computing Applications with Traffic Load Balancing** (Calendarización energéticamente eficiente para aplicaciones de cómputo en la nube con balanceo de carga del tráfico) (Kliazovich, Arzo, et al., 2013a) respectivamente, son muy similares y difieren en la forma que el tráfico es analizado, en e-STAB el tráfico puede ser balanceado y las medidas para seleccionar el servidor son diferentes. En ambos trabajos se escoge el servidor con mayor capacidad de comunicación que tenga más utilización. Para la capacidad de comunicación se tiene en cuenta la utilización del camino desde el servidor a la capa núcleo y además el estado de las colas de los conmutadores presentes en el camino. Cuando arriba un trabajo se calcula para cada servidor una función de costo que depende de la capacidad de comunicación y de la utilización, el trabajo se asigna al servidor con mayor valor. DENS logra un ahorro de energía del 50% comparado con Round-Robin y consume solo un 4% más que el Green scheduler y evita congestión en la red. e-STAB mejora esto al consumir lo mismo que Green scheduler si este último no apaga los conmutadores ociosos.

**HEROS - Energy-Efficient Load Balancing for Heterogeneous Data Centers** (balanceo de carga energéticamente eficiente para centros de datos heterogéneos) propuesto en (Guzek, Kliazovich, et al., 2015b) se basa en **DENS** y **e-STAB**, es una combinación de las mejores características de cada uno, además está enfocado para trabajar en un ambiente heterogéneo al contrario de **DENS** y **e-STAB** que lo hacen en uno homogéneo. **HEROS** se puede aplicar sin problemas a topologías diferentes a la de tres niveles, algo que no es efectivo con **DENS** y **e-STAB**. En ambientes heterogéneos alcanza resultados similares, sin embargo, en heterogéneos ahorra hasta un 47% más que Green Scheduler con un ligero incremento en el tiempo de respuesta.



**ACCURATE<sup>1</sup> - Adaptive Computing and Communication Resource Allocation Scheme for Cloud Computing Data Centers** (Esquema adaptativo de asignación de recursos computacionales y de comunicación en centros de datos de cómputo en la nube) propuesto en (Giordano et al., 2015) es similar a las estrategias propuestas anteriormente pero es adaptativo y además en la función de puntuación para escoger el servidor toma en cuenta otra medida, el factor de proporcionalidad de energía. Este factor representa cómo aumenta el consumo de energía con respecto al aumento de la utilización.

La función de puntuación consta de dos partes, la referente a los recursos computacionales (se prioriza la consolidación) y a la comunicación (prioriza el balanceo de la red). Basado en el historial de cargas de trabajos se le puede dar más importancia a un aspecto o a otro, con el objetivo de minimizar energía sin que se incumplan los acuerdos del SLA: mínima cantidad de operaciones por segundo y mínimo ancho de banda disponible. El aporte de los recursos computacionales, así como de las comunicaciones se calcula en función de la utilización (en el servidor o en el camino hasta la capa núcleo) y del factor de proporcionalidad de energía, igualmente se puede variar la importancia de uno u otro.

## 1.2 Justificación

Los centros de datos requieren una cantidad considerable de energía para su funcionamiento. El costo de la energía que consumen los servidores puede superar al costo del servidor en sí (Scaramella, 2006; Vasan et al., 2010). En 2010, los centros de datos consumieron aproximadamente 1,5% de la electricidad del mundo (Koomey, 2011). En términos de emisiones de CO<sub>2</sub>, la energía empleada equivale a más de 50 millones de toneladas métricas anuales (Kliazovich, Arzo, et al., 2013b). La minimización del consumo de energía reduce el costo de operaciones en los centros de datos, así como la contaminación del medio ambiente.

Hay dos formas principales de reducir el consumo de energía en los centros de datos, uno es el uso de equipamiento más eficiente (solución de hardware) y el otro es mediante soluciones de software, como por ejemplo realizar la asignación de recursos de manera que se ahorre energía.

---

<sup>1</sup> Este trabajo se encuentra en revisión

En la presente investigación se diseñarán e implementarán estrategias de calendarización adaptativas que permitan disminuir el consumo de energía sin afectar la QoS en centros de datos con topología de tres niveles, la cual es la más utilizada en el mundo. La importancia de nuestra investigación radica en que una disminución del consumo de energía reduce el costo de las operaciones del centro de datos y la contaminación del medio ambiente, además al afectar lo menos posible la QoS permite mantener a los clientes, lo cual no pasaría si ocurriese un deterioro notable en la QoS.

Esta investigación contribuye al campo de calendarización consciente de la energía en lo siguiente:

- Aborda el problema de la asignación de recursos computacionales y de comunicación en centros de datos de una manera adaptativa.

### **1.3 Hipótesis**

- Una estrategia de calendarización estática, que utilice una función de puntuación para asignar los trabajos, puede ser configurada para minimizar el consumo de energía o la tasa de violaciones del SLA.
- Una configuración adaptativa de la función de puntuación ahorra más energía que una fija.
- Con los parámetros de monitoreo adecuados el calendarizador puede decidir si es necesario balancear la red o si puede realizar una consolidación de los trabajos en los servidores para ahorrar energía.

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivo general**

Diseñar e implementar estrategias de calendarización adaptativas para cargas de trabajo heterogéneas, con trabajos del tipo HPC (computación de alto rendimiento) y DIW (intensivo en transmisión de datos), que garanticen la calidad de servicio y minimicen el consumo de energía en centros de datos con topología de tres niveles.

### **1.4.2 Objetivos específicos**

- Implementar en un simulador de centros de datos un calendarizador no adaptativo basado en ACCURATE que llamaremos Static-ACCURATE (S-ACCURATE), el cual utiliza una función de puntuación para asignar recursos.
- Generar tres tipos de cargas de trabajo: HPC, DIW y Balanceada para hallar las mejores configuraciones de S-ACCURATE e implementar la estrategia de calendarización adaptativa a partir de estas configuraciones.

## Capítulo 2. Metodología

---

### 2.1 Planteamiento del problema y modelación del problema

Los problemas de calendarización varían en función de los trabajos, máquinas y criterios de optimización. En (Graham et al., 1979) se propone una notación sencilla de la forma  $\alpha|\beta|\gamma$  para caracterizar a este tipo de problemas. El campo  $\alpha$  define las características del sistema de máquinas en que se ejecutan los trabajos,  $\beta$  brinda información sobre los trabajos y  $\gamma$  indica cual o cuales son los criterios de optimización.

En nuestro problema se supone que diferentes tipos de cargas de trabajo pueden arribar al centro de datos en estudio, diferenciándose por las demandas de cómputo y de comunicación que requieren sus trabajos. Los servidores son idénticos (tienen la misma velocidad de procesamiento) pero pueden tener diferentes perfiles de consumo de energía. Se desea minimizar el consumo de energía y la tasa de violaciones del SLA. Utilizando la notación  $\alpha|\beta|\gamma$ , definimos nuestro problema de la siguiente manera:

$$DC3t|r_j, l_j^{cp}, l_j^{cm} |E^{IT}, S \quad (1)$$

Donde:

- $DC3t$  es un centro de datos de tres niveles, con procesadores idénticos, pero que pueden tener diferentes perfiles de consumo.
- $l_j^{cp}$  y  $l_j^{cm}$  son los requerimientos computacionales y de comunicación para el trabajo  $j$ , dados en MIPS y Mbps respectivamente.
- $E^{IT}$  energía consumida por el equipamiento IT.
- $S$  tasa de violaciones del SLA. Se calcula de la siguiente forma:
- 

$$S = \frac{V_{Mbps}}{\text{total de trabajos que transmiten datos de salida}} \quad (2)$$

Donde:

- $V_{Mbps}$  número de trabajos que incumplen el requisito de velocidad de transmisión (Mbps).
- *total de trabajos que transmiten datos de salida*, no se tienen en cuenta los trabajos que no son procesados o los que al final de la simulación no se han terminado de procesar y por lo tanto no han comenzado a transmitir los datos de salida.

### 2.1.1 Modelo de la infraestructura

Se tiene un conjunto  $M$  de máquinas idénticas con diferentes perfiles de consumo. Cada máquina  $m$  es descrita por la tupla  $(l_m^{cp}(t), W_m^{cp}(t))$  donde,  $l_m^{cp}(t)$  es la utilización del CPU en el tiempo  $t$  y  $W_m^{cp}(t) = F_m^{cp}(l_m^{cp}(t))$  es la potencia en el tiempo  $t$ . Se supone que la potencia solo depende de la utilización del CPU en el tiempo  $t$  ya que es el factor más importante para determinar el consumo de energía en un servidor (Mobius et al., 2014).  $F_m^{cp}(l_m^{cp}(t))$  es una función que calcula la potencia que se consume en un tiempo  $t$ , basada en la utilización del CPU.

Para el centro de datos se usa una topología de tres niveles y se modela mediante un grafo  $G(V, E)$ , donde  $V$  está compuesto por las máquinas y los conmutadores y  $E$  son los enlaces de comunicación. El conjunto de conmutadores se denota como  $S$ . La información transmitida por cada servidor puede alcanzar la capa núcleo a través de un conjunto de caminos  $P$ . Un camino  $p_k \rightarrow C$  es una secuencia de nodos no repetidos que conecta la máquina  $m_k$  con la capa núcleo,  $p_k \rightarrow C = (m_k, s_1, s_2, s_3)$ . Para cada camino  $p$  se tiene  $W_p^{cm}(t) = F_{ac}^{cm}(l_{ac}(t)) + F_{ag}^{cm}(l_{ag}(t)) + F_{co}^{cm}(l_{co}(t))$  que es la potencia consumida en el tiempo  $t$  y es función de la utilización de los conmutadores en las capas de acceso, de agregación y de núcleo,  $l_{ac}(t)$ ,  $l_{ag}(t)$  y  $l_{co}(t)$ , respectivamente, en el instante  $t$ .

Para cada servidor se define  $l_p^{cm}(t)$ , como la utilización promedio de los caminos desde el servidor a la capa núcleo. Cada camino consta de tres tramos  $m_k s_1$ ,  $s_1 s_2$  y  $s_2 s_3$ , en todos los tramos, excepto el primero, puede haber bits que no se deban al servidor  $m_k$ , por ejemplo en el tramo  $s_1 s_2$  los bits transmitidos pueden ser datos de salida (o de entrada) correspondientes a los servidores que se encuentran en el mismo gabinete y que tienen como conmutador ToR a  $s_1$ . Para calcular  $l_p^{cm}(t)$ , primero para cada tramo se obtiene el número de bits transmitidos entre el número de servidores para los cuales el tramo forma parte de uno de sus caminos, así obtenemos los bits que en promedio le corresponden a cada servidor en ese tramo. Se suman los valores de los bits promedios de los tres tramos y se dividen

entre el intervalo de muestreo  $\tau$ , para obtener la razón de transmisión, la cual se divide entre la sobresuscripción del ancho de banda (oversubscription bandwidth en inglés) (Cisco, 2011). La sobresuscripción del ancho de banda es el máximo ancho de banda al que pueden transmitir los servidores, en caso que todos estén transmitiendo, sin que haya pérdida de paquetes. En (3) se muestra la fórmula para calcular  $l_p^{cm}(t)$ .

$$l_p^{cm}(t) = \frac{(bits/\tau)_p}{bw_{oversubscription}} \quad (3)$$

Donde:

- $(bits/\tau)_p$  es el total de bits transmitidos, que en promedio le corresponden al servidor, en el conjunto de caminos  $P$  entre el intervalo de tiempo de muestro  $\tau$ .

En caso que  $l_p^{cm}(t)$  sea mayor que 1, se ajusta a 1, por lo que tendrá valores entre 0 y 1. Servidores que tengan caminos con baja utilización son preferidos durante la asignación de trabajos para mantener la red balanceada.

### 2.1.2 Modelo de los trabajos

Cada trabajo  $j$  es descrito por la tupla  $(r_j, l_j^{cp}, l_j^{cm})$ , donde  $r_j$  es el tiempo llegada,  $l_j^{cp}$  son los requerimientos computacionales (dados en MIPS).  $l_j^{cm}$  indica la velocidad a la que se debe transmitir los datos de salida que resultan de la ejecución del trabajo, este parámetro es el que define el SLA, son los requisitos de comunicación. Un trabajo para el cual sus datos de salida no sean transmitidos a la velocidad acordada es un incumplimiento del SLA. La descripción de los trabajos solo se conoce una vez que han arribado al centro de datos.

### 2.1.3 Modelo de energía

La energía consumida para operar el equipamiento IT es  $E^{IT}$  y se calcula como:

$$E^{IT} = E^{cp} + E^{cm}, \quad (4)$$

Donde  $E^{cp}$  y  $E^{cm}$  denotan la energía consumida por los servidores y los conmutadores, respectivamente. Ambos valores se calculan para el intervalo de tiempo  $[0, T_{max}]$ , utilizando las ecuaciones (5) y (6), donde  $T_{max}$  es el tiempo de simulación.

$$E^{cp} = \int_0^{T_{max}} \sum_{m \in M} W_m^{cp}(t) dt \quad (5)$$

$$E^{cm} = \int_0^{T_{max}} \sum_{p \in P} W_p^{cm}(t) dt \quad (6)$$

El modelo de energía de los servidores y los conmutadores es lineal. Se caracterizan por el consumo para la máxima utilización y el consumo en estado ocioso, este último es la potencia necesaria para mantenerlos encendidos cuando no hay carga.

Los equipos IT pueden tener, por alguna razón, diferentes perfiles de energía en determinado momento. La potencia del servidor no siempre va a depender de la misma forma de la utilización del CPU. Esto se puede deber por ejemplo, a que los servidores a pesar de tener igual velocidad de procesamiento, no tengan la misma eficiencia energética o a que en ocasiones unos tengan un mayor consumo en estado ocioso que otros porque necesitan más potencia para mantener corriendo los discos, la memoria, etc. En nuestro modelo se supone que se tiene conocimiento en todo momento de los perfiles de energía de los servidores. Para representar esta posible diferencia en los perfiles de energía se usó el Coeficiente de Proporcionalidad de Energía (EPC por sus siglas en inglés) (Fiandrino et al., 2015).

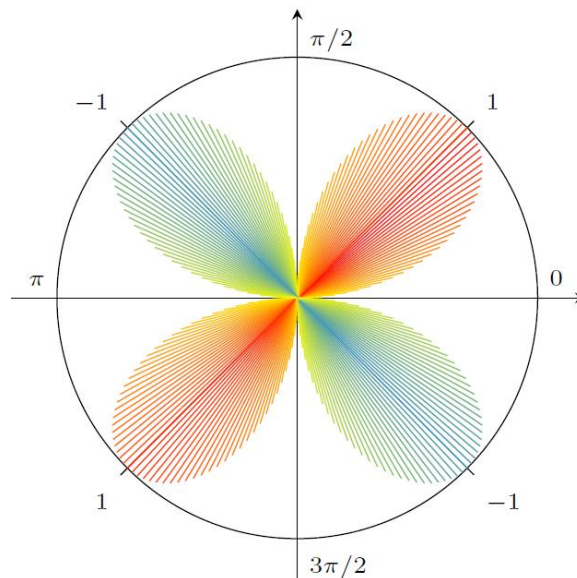
Idealmente el consumo de los servidores debe ser proporcional a su utilización, sin embargo, en la práctica no es así ya que en estado ocioso pueden llegar a consumir hasta 2/3 de su consumo máximo. El EPC varía en función de la inclinación de la curva de consumo de potencia con respecto al caso ideal, considerando que la utilización y el consumo de potencia están normalizados en el intervalo  $[0,1]$ . Para un servidor  $i$ , teniendo este ángulo de inclinación  $\alpha_i$  y el valor de la utilización  $l$  correspondiente a ese punto de la curva, se define el  $EPC_i$  como:

$$\text{EPC}_i = \int_0^1 \sin 2\alpha_i(l) dl \quad (7)$$

Para un punto de la curva el valor de la tangente del ángulo  $\alpha_i$ , será igual a la primera derivada de la función,  $\tan \alpha_i(l) = dW/dl$ . Teniendo el valor de  $\tan \alpha_i(l)$  se puede calcular el  $\text{EPC}_i$  como sigue:

$$\text{EPC}_i = \int_0^1 \sin 2\alpha_i(l) dl = \int_0^1 \frac{2 \tan \alpha_i(l)}{1 + \tan^2 \alpha_i(l)} dl \quad (8)$$

En la Figura 2 (Fiandrino et al., 2015) se muestra en coordenadas polares el valor del EPC en función de  $\alpha$ . Para  $\alpha = \frac{\pi}{4}$ , tenemos que el EPC es 1, esto corresponde al caso ideal, donde un incremento igual de la utilización corresponde a un incremento igual de la potencia. Por el contrario  $\alpha = -\frac{\pi}{4}$ , indica que por cada incremento de la utilización, la potencia decrece, en este caso el valor de EPC es -1. Para  $\alpha = 0$  el EPC es 0 y es el caso en que para cada incremento de la utilización la potencia permanece constante. En la práctica mientras más cercano el valor de  $\text{EPC}_i$  a 1, más eficiente será el servidor  $i$ .

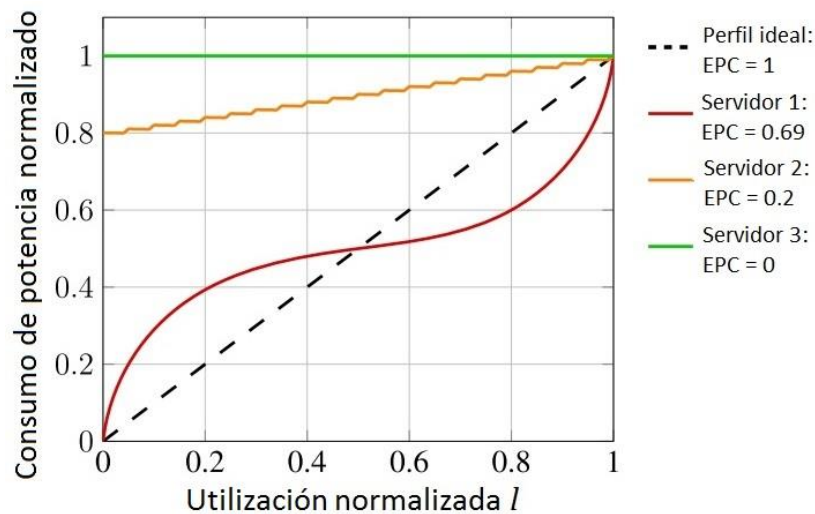


**Figura 2.** Valores del EPC en función de  $\alpha$  (Fiandrino et al., 2015).



En la Figura 3 (Fiandrino et al., 2015) se muestra el perfil de consumo de energía junto con el valor del EPC para tres hipotéticos servidores. La línea discontinua representa el caso ideal. En el servidor 1 cuando tiene un nivel de utilización entre 0.2 y 0.8 el consumo de potencia aumenta de forma más lento que el aumento de la utilización; sin embargo, para una utilización menor que 0.2 y mayor que 0.8 la potencia aumenta más rápido, como consecuencia el EPC obtenido es iguala 0.69. El servidor 2 tiene un consumo de potencia en estado ocioso de 0.8, lo que hace que su EPC sea bajo, 0.2. Finalmente, el servidor 3 siempre consume el máximo independientemente de la utilización, como resultado su EPC es 0.

En nuestro problema como consideramos un modelo lineal de consumo de potencia, la diferencia en el EPC estará relacionada con una diferencia en el consumo en estado ocioso.



**Figura 3.** Perfil de consumo de energía y valor de EPC para diferentes servidores (Fiandrino et al., 2015).

#### 2.1.4 Función de calendarización

El problema de calendarización en cuestión es multiobjetivo, pues se quiere minimizar el consumo de energía y la tasa de violaciones del SLA. Atacamos este problema mediante el uso de una función de puntuación con pesos, la cual es denotada como  $f$ . Los pesos determinan qué tendrá más importancia: el ahorro de energía o el balanceo de la red para minimizar las violaciones del SLA. La función de puntuación tiene tres criterios: utilización promedio de los caminos, utilización del servidor y el EPC del mismo. Cada

vez que arriba un trabajo  $j$  al centro de datos se obtiene un subconjunto  $M_\alpha \subseteq M$ , formado por los servidores que pueden ejecutar el trabajo  $j$  a la velocidad requerida  $l_j^{cp}$ . Si  $M_\alpha = \emptyset$ , entonces  $j$  es descartado y no se asigna a ningún servidor. Luego para cada servidor  $i \in M_\alpha$  se calcula  $f_i$  y el trabajo se asigna al servidor  $i$  con mayor  $f_i$ .

La función de puntuación  $f$  (Giordano et al., 2015) para el servidor  $i$  se calcula como sigue:

$$f_i = \alpha f_i^{cp} + (1 - \alpha) f_i^{cm}, \quad (9)$$

Donde:

- $\alpha \in [0,1]$ .

$f_i^{cp}$  y  $f_i^{cm}$  representan los componentes relacionados con el ahorro de energía y el balanceo de la red, respectivamente. El parámetro  $\alpha$  determina cuál de los dos componentes predomina en la estrategia de calendarización.

El componente  $f_i^{cp}$  se obtiene mediante la siguiente fórmula:

$$f_i^{cp} = \beta \bar{f}_i + (1 - \beta) EPC_i, \quad (10)$$

Donde:

- $EPC_i$  es el coeficiente de proporcionalidad de energía del servidor  $i$ .
- $\beta \in [0,1]$  y asigna más importancia a  $\bar{f}_i$  o a  $EPC_i$ , ahorrar energía mediante consolidación o asignando los trabajos a los servidores más eficientes.
- $\bar{f}_i$  depende de la utilización del servidor  $l_i^{cp}(t)$  y es calculado como:

$$\bar{f}_i(l_i^{cp}(t)) = \frac{1}{1 + e^{-10(l_i^{cp}(t) - \frac{1}{2})}} - \frac{1}{1 + e^{-\frac{10}{k}(l_i^{cp}(t) - (1 - \frac{k}{2}))}} \quad (11)$$

Donde:

- $l_i^{cp}(t), k \in [0,1]$ .

La primera parte de la función es una sigmoide que tiene como objetivo aumentar la puntuación con el incremento de la utilización, mientras que la segunda lo disminuye cuando la utilización sobrepasa cierto umbral; esto prevé la selección de servidores sobrecargados<sup>2</sup>. El parámetro  $k$  permite un ajuste del nivel de sobrecarga para los servidores. En la Figura 4 se observa esta función para valores de  $k = 0.25$  y  $k = 0$ , el primero es el que usamos en los experimentos, para  $k = 1, \bar{f}_i = 0$  independientemente del valor de la utilización.

En la Figura 5 a) se muestra  $f_i^{cp}$  en función de la utilización del servidor, para diferentes valores de  $\beta$  y con  $EPC_i = 0.5$ . En la Figura 5 b) se muestran dos curvas de  $f_i^{cp}$  en función de  $l_i^{cp}$  y  $EPC_i$ , la azul corresponde a  $\beta = 0.25$  y la roja a  $\beta = 0.75$ ; la primera es menos pronunciada que la última, lo cual se debe a que depende más del valor de  $EPC_i$  que de la función  $\bar{f}_i$ .

El componente  $f_i^{cm}$  de (9) se calcula para cada servidor  $i$  como sigue:

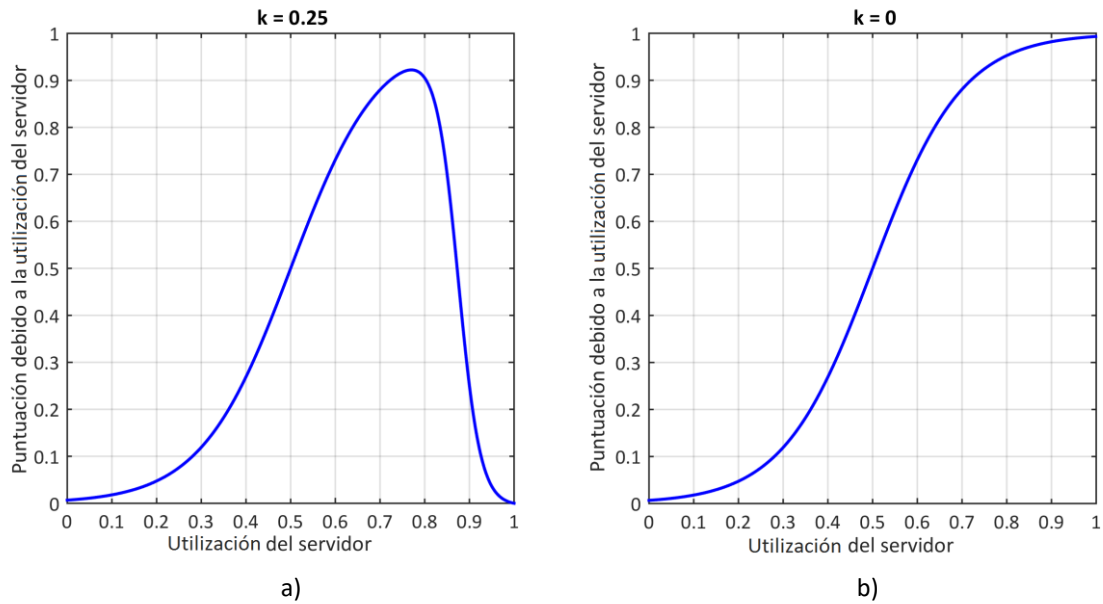
$$f_i^{cm} = 1 - \frac{1}{1 + e^{-10l_i^p}} \quad (12)$$

Donde:

- $l_i^p$  es la utilización promedio de los caminos  $p_i \in P$ .

---

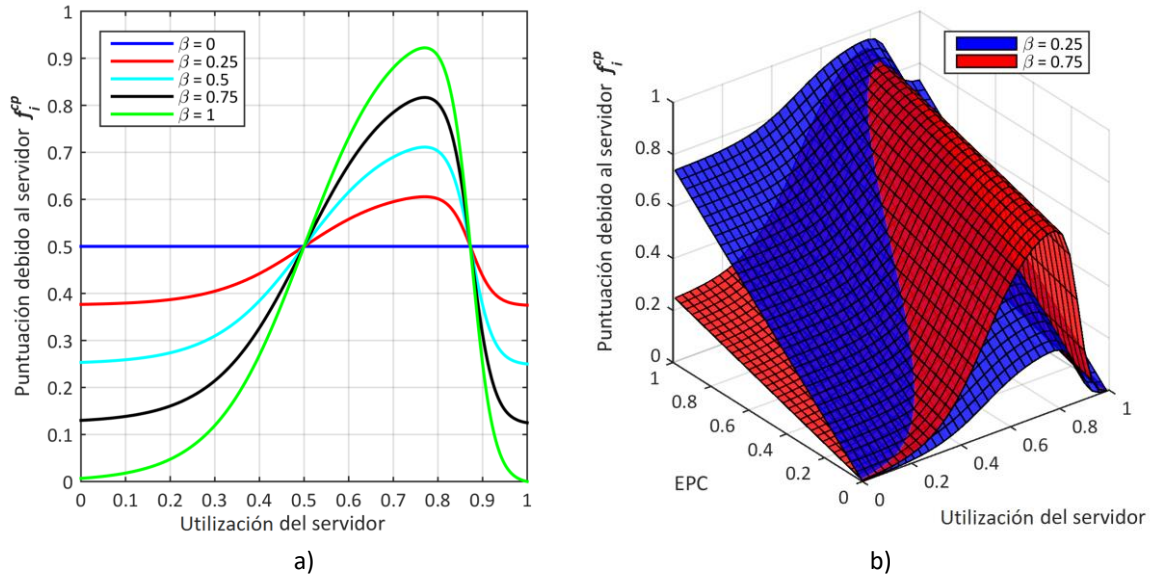
<sup>2</sup>En la práctica sobrecargar los servidores reduce su rendimiento y su eficiencia energética [Guzek, Kliazovich, et al. 2015].



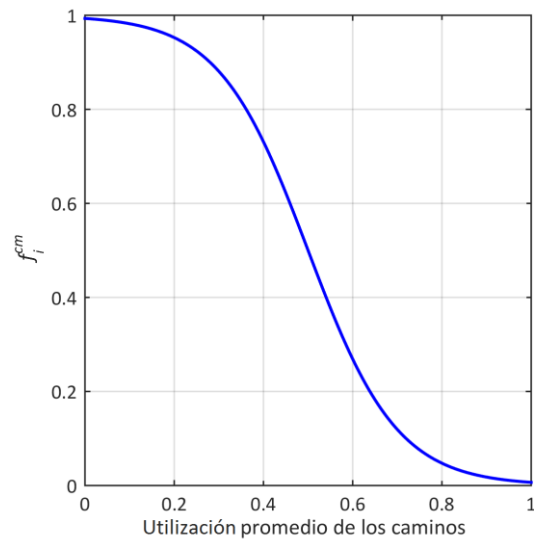
**Figura 4.** Función  $\bar{f}_i$ . En a)  $k = 0.25$ , el máximo es 0.9223 y se obtiene para una utilización de 0.77. En b)  $k = 0$ , el máximo tiende a 1 y se obtiene cuando la utilización tiende a 1.

En la Figura 6 se puede ver la puntuación que se obtiene con  $f_i^{cm}$  en función de la utilización promedio de los caminos,  $l_i^p$ . Para caminos sin carga se obtiene 1 (el máximo) y para caminos con utilización igual al 100% se obtiene 0.

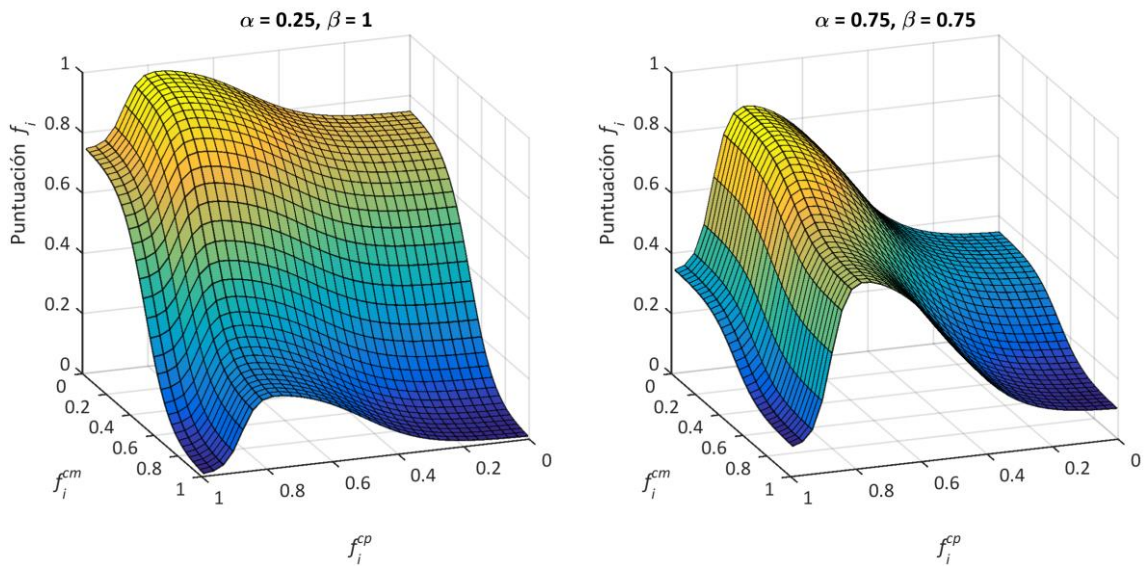
En la Figura 7 se observa una gráfica de la función de calendarización para dos configuraciones:  $\alpha = 0.25$ ,  $\beta = 0.5$  y  $\alpha = 0.75$ ,  $\beta = 0.75$  considerando un servidor con  $EPC = 0.5$ . Como se puede ver en este ejemplo la función de puntuación alcanza su máximo, en ambos casos, para un servidor con una utilización de cerca del 80% y cuya utilización promedio de los caminos sea 0. Por el contrario, el mínimo se obtiene para servidores sin utilización o utilizados al máximo de su capacidad, que tengan una utilización promedio de los caminos igual a 1. La diferencia entre las dos configuraciones está en la importancia que se le da a la utilización del camino. Por ejemplo, analicemos para las dos configuraciones el caso de un servidor con utilización 0 y con un camino igualmente sin carga. Para  $\alpha = 0.25$  y  $\beta = 1$ , tenemos que  $f_i \approx 0.75$  y el máximo valor para esta configuración es aproximadamente 0.98, solo 0.23 de diferencia. Sin embargo, para  $\alpha = 0.75$  y  $\beta = 0.75$ , tenemos que  $f_i \approx 0.35$  y el mayor valor que se puede obtener en esta configuración es aproximadamente 0.85, una diferencia de 0.5, más del doble.



**Figura 5.** Análisis de  $f_i^{cp}$ . En a) se varía  $\beta$  para un valor fijo de  $EPC_i = 0.5$ . En b) Comportamiento de  $f_i^{cp}$  en función de la utilización del servidor y del EPC para dos valores de  $\beta$ : 0.25 y 0.75 (curva azul y roja, respectivamente).



**Figura 6.** Puntuación debido  $f_i^{cm}$ , en función de la utilización promedio de los caminos,  $l_i^p$ .



**Figura 7.** Ejemplo de la función de puntuación para  $EPC = 0.5$ .  $\alpha = 0.5$  y  $\beta = 0.5$ .

## 2.2 Estrategias de calendarización

En el presente trabajo se diseñaron dos calendarizadores: S-ACCURATE y A-ACCURATE. En el primero los pesos de la función de puntuación,  $\alpha$  y  $\beta$ , se ajustan de forma manual y no cambian su valor durante la ejecución. La segunda estrategia se basa en la primera y el valor de los pesos cambia de forma adaptativa, durante la ejecución, en dependencia de las condiciones de la red del centro de datos, para obtener así mejores resultados que la estrategia estática.

Usando S-ACCURATE se evaluó para qué valores de  $\alpha$  y  $\beta$ , de la función de puntuación, se obtenían los mejores resultados para tres tipos cargas de trabajo, las cuales cargaban la red del centro de datos en diferente grado.

A-ACCURATE utiliza los pesos que dan mejores resultados para los distintos tipos de cargas de trabajo, por ejemplo, si detecta que es necesario balancear la red para evitar violaciones de SLA utiliza la configuración que dio mejores resultados para un tipo de carga, que de no balancear la red provocaría violaciones de SLA. Hay que aclarar que cuando nos referimos a mejores resultados es considerando ambos objetivos: consumo de energía y tasa de violaciones del SLA.

Para escoger los valores adecuados de  $\alpha$  y  $\beta$ , se consideró que cada combinación de los mismos era una estrategia diferente. Se diseñaron tres tipos de carga de trabajo: HPC (computación de alto rendimiento), DIW (intensiva en datos) y Balanceada, las cuales se describen en la sección 0.

Las variaciones de  $\alpha$  y  $\beta$  que se consideraron son las siguientes:

$\alpha$ :

- 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1

$\beta$ :

- 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1

Las combinaciones de  $\alpha$  y  $\beta$  dan un total de 25 estrategias, pero cuando  $\alpha = 0$  los valores de  $\beta$  no afectan el valor de la función de puntuación. Por lo anterior el total de estrategias es igual a  $4 \times 5 + 1 = 21$ . Debido al costo de ejecución de una solución (aproximadamente 150 min, dependiendo del tipo de carga) y de la cantidad de evaluaciones necesarias para conseguir datos estadísticos válidos no se hizo más amplia la búsqueda y se limitó a 21 combinaciones. Cada estrategia se corrió 30 veces para cada uno de los tipos de cargas de trabajo ( $21 \cdot 30 \cdot 3 = 1890$  ejecuciones).

### 2.2.1 Estrategias del estado del arte

Las tres estrategias del estado del arte que se utilizan para comparar el desempeño de S-ACCURATE son las siguientes: Green Scheduler, Round-Robin y DENS. La primera es una estrategia voraz que siempre que pueda (si el servidor no puede procesar la tarea a la velocidad requerida es descartado) asigna el trabajo al servidor con mayor utilización, de esta forma consolida los trabajos en la menor cantidad de servidores y reduce el consumo de energía, pero también pudiera incrementarse las violaciones de SLA. Round-Robin sigue un procedimiento opuesto, pues asigna los trabajos usando el método de round-robin, de esta forma se favorece el balanceo de la red, lo que evita violaciones del SLA, pero como no consolida, el consumo de energía es alto comparado con las otras estrategias. Por último, DENS tiene en cuenta el consumo de energía y el estado de la red del centro de datos y para esto al igual que las estrategias aquí desarrolladas utiliza una función de puntuación.

## 2.3 Simulador GreenCloud

La evaluación de las estrategias se hizo en el simulador de centros de datos de la nube: GreenCloud (Kliazovich et al., 2012), desarrollado en la Universidad de Luxemburgo<sup>3</sup>. Es código abierto y está desarrollado en C++ y TCL (Tool Command Language). Este simulador es consciente de la energía y de las comunicaciones en la red del centro de datos. Soporta la topología de tres niveles. Ofrece un modelo detallado de la energía consumida por los equipos del centro de datos, tales como servidores y conmutadores. Implementa DVFS y DPM para la optimización del consumo de energía en los servidores y en los conmutadores.

GreenCloud es una extensión del simulador de redes a nivel de paquetes Ns2 (McCanne y Floyd, s/f), lo que permite que las comunicaciones se simulen de una forma más real, pues tiene implementado los protocolos TCP/IP para la transmisión de paquetes. Esto lo diferencia de los demás simuladores existentes, el consumo de energía es simulado bajo condiciones de comunicación más reales; está es la razón principal por la que fue seleccionado.

### 2.3.1 Escenario de simulación

Para nuestro estudio se consideró un centro de datos de tres niveles (ver Figura 1) con 1536 servidores, cada uno con 2 núcleos, cuya velocidad de procesamiento es de 0.3 MIPS. Los servidores están distribuidos en 64 conmutadores de acceso o ToR (Top of Rack), 24 por cada ToR. Los enlaces que conectan los servidores con el conmutador ToR son de 1 Gbps y los enlaces entre la capa de acceso (compuesta por los conmutadores ToR) y la capa de agregación y entre la capa de agregación y la capa núcleo son de 10 Gbps.

En los servidores y los conmutadores se aplica DVFS para ahorrar energía, además en los primeros también se usa DPM (en nuestro modelo se desprecia el tiempo de encendido). La velocidad de procesamiento de un servidor se ajusta a la mayor velocidad de procesamiento requerida de los trabajos que se encuentran en el mismo. Cuando un servidor no está procesando trabajos se aplica DPM y es apagado.

---

<sup>3</sup> Dirección de descarga: <https://greencloud.gforge.uni.lu/index.html>



En GreenCloud el modelo de energía de los servidores es lineal, por lo que el EPC se caracterizará por la potencia consumida en estado ocioso o potencia mínima. En el centro de datos todos los servidores tienen un EPC diferente, el cual aumenta de forma monótona con el incremento del índice del procesador. En las estrategias de calendarización diseñadas (cuando no se considera  $\beta$ ) y en las del estado del arte con las que comparamos la nuestra, si un trabajo se puede asignar a dos servidores, se hará al que tenga menor índice; al hacer la distribución de  $\beta$  de esa forma, se asegura que los trabajos se ubiquen en los servidores más eficientes de forma consciente y no porque tengan menor índice.

Como el EPC aumenta de forma monótona, la potencia mínima decrece de forma monótona, siendo el primer servidor el que requiera más potencia en estado ocioso y el último el que menos. La potencia mínima del primer servidor representa un 87% de la potencia máxima y la del último un 66%. La potencia máxima de todos los servidores es 201 watt. En la Figura 8 se muestra la potencia contra la utilización (normalizadas entre 0 y 1) del primer y último servidor.

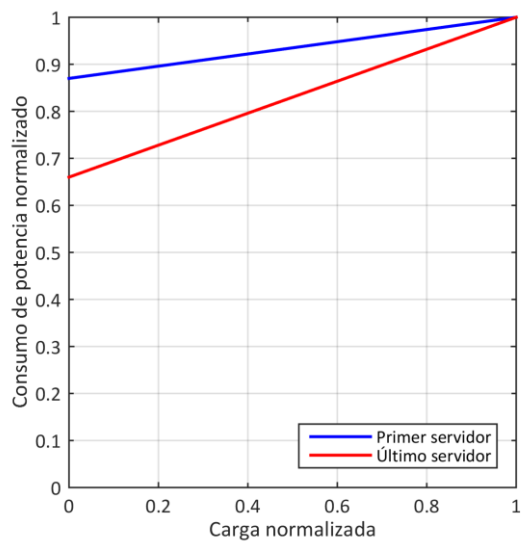
De (8) tenemos que  $EPC_i = \int_0^1 \frac{2 \tan \alpha_i(l)}{1 + \tan^2 \alpha_i(l)} dl$ , como la función es lineal,  $\tan \alpha_i(l)$  es constante e igual a la pendiente de la recta,  $p$ . Se tiene entonces que:

$$EPC_i = \frac{2p}{1 + p^2} \quad (13)$$

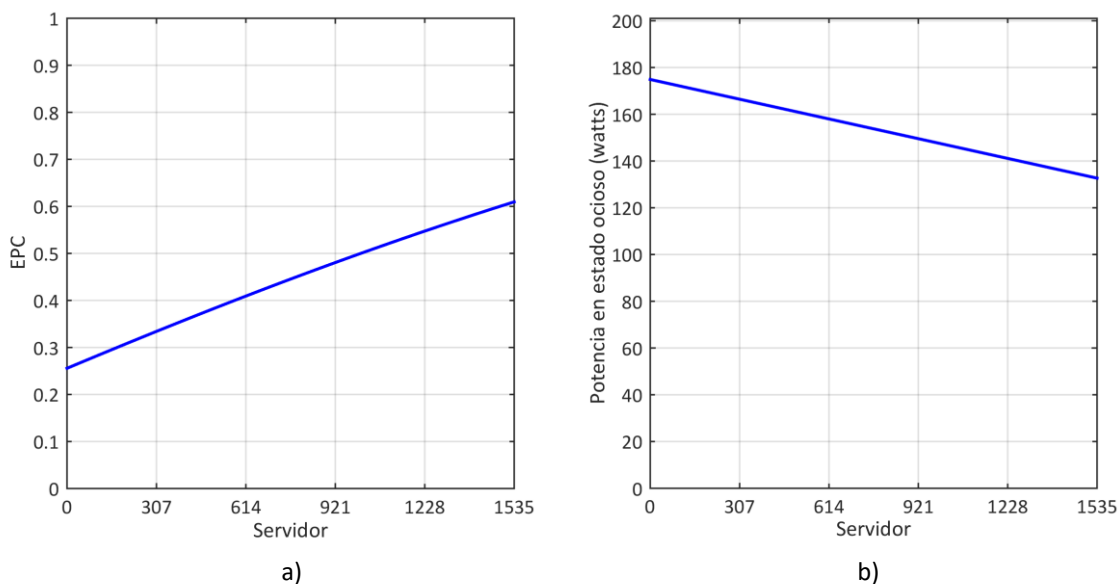
$$p = \frac{100 - \text{Potencia estado ocioso (\% de potencia máxima)}}{100} \quad (14)$$

Con (13) y (14) y conociendo los valores entre los que varía la potencia de estado ocioso, tenemos que el EPC de los servidores aumenta de 0.256 a 0.61. En la Figura 9 se muestra la distribución de EPC y del consumo de potencia en estado ocioso para los servidores del centro de datos.

Todas las cargas de trabajo se diseñaron para que el centro de datos se mantuviese aproximadamente a un 50% de su capacidad; esto sería el equivalente a que los núcleos de los procesadores estuviesen ejecutando 0.15 MIPS (la velocidad de procesamiento máxima es 0.3 MIPS). Se simula un intervalo de tiempo de 65.5 segundos. En la Tabla 1 se resumen los parámetros del centro de datos y de simulación.



**Figura 8.** Potencia normalizada vs utilización normalizada para el primer y último servidor del centro datos. Las curvas para los demás servidores son similares a las que se muestran y están comprendidas entre ellas.



**Figura 9.** Distribución de EPC y potencia en estado ocioso para los servidores del centro de datos. En a) EPC. En b) Potencia en estado ocioso.

**Tabla 1.** Parámetros del centro de datos y de simulación

Parámetro	Valor
Arquitectura del centro de datos	Tres niveles
Conmutadores capa núcleo	8
Conmutadores capa de agregación	16
Conmutadores capa de acceso	64
Servidores	1536
Núcleos por servidor	2
Velocidad de núcleo	0.3 MIPS
Manejo de potencia (servidores)	DVFS y DPM (modo de suspensión)
Manejo de potencia (conmutadores)	DVFS
EPC de los servidores	De 0.256 a 0.61
Consumo máximo de potencia	201 Watt
Consumo mínimo de potencia de los servidores	De 87% a 66% del máximo
Tiempo de simulación	65.5s

## 2.4 Cargas de trabajo

Los tres tipos principales de cargas de trabajo usados son HPC, DIW y Balanceada (a partir de HPC y DIW se forman dos tipos más) y se diferencian por los requerimientos computacionales y de comunicación de sus trabajos,  $I_j^{cp}$  y  $I_j^{cm}$  respectivamente. HPC tiene los trabajos con la mayor cantidad de MIPS y la menor velocidad de transmisión de datos de salida (dada en Mbps) de los tres tipos de cargas; en el caso de DIW ocurre lo opuesto, sus trabajos tienen la menor cantidad de MIPS y necesitan la mayor velocidad para transmitir los datos de salida. La carga Balanceada es un intermedio entre HPC y DIW.

Para una configuración que priorice el ahorro de energía, una carga del tipo HPC no debe producir violaciones de SLA, ocurriendo lo contrario para las del tipo Balanceada y DIW, siendo ésta última la que más violaciones produzca para ese tipo de configuraciones.

Cada carga de trabajo se caracteriza por los parámetros de los trabajos que la componen y por cuanto demanda computacionalmente al centro de datos. Los tres tipos de cargas de trabajo se diseñaron para que el centro de datos trabajara como promedio al 50% de su capacidad. En GreenCloud los parámetros de los trabajos son: tiempo de ejecución, cantidad de instrucciones (dada en millones de instrucciones), memoria, almacenamiento, tamaño de los datos de entrada y de salida y tiempo de transmisión de los últimos.

En la Tabla 2 se muestra la configuración de los trabajos en GreenCloud para los tres tipos de carga. Dividiendo los millones de instrucciones (MI) entre el tiempo de ejecución de los trabajos tenemos los requisitos de computación,  $l_j^{cp}$ , dados en MIPS; si se divide los bits de salida entre el tiempo máximo de transmisión se obtienen los requisitos de comunicación,  $l_j^{cm}$ , dados en Mbps. En la Tabla 3 se observan los valores de  $l_j^{cp}$  y  $l_j^{cm}$  para los trabajos de cada tipo de carga. Como se ve en la Tabla 2 los MI, los datos de salida y la cantidad de trabajos generados por segundo son los únicos parámetros diferentes entre los tipos de carga. La cantidad de trabajos generados por segundo representa cuántos trabajos arriban al centro de datos en un segundo.

Los MI y datos de salida siguen una distribución normal con una media igual a la que se presenta en la Tabla 2 y una desviación estándar del 20% de la media. En la Figura 10 se muestra la función de densidad de probabilidad de los MI y de los datos de salida para los trabajos de los tres tipos principales de carga. En la Figura 11 se observa la diferencia entre estos tres tipos de carga, considerando el promedio por carga de: número de trabajos, número de instrucciones y tamaño de los datos de salida; estos valores se obtuvieron a partir de las 30 cargas generadas por cada tipo. Los tres tipos de cargas tienen aproximadamente la misma cantidad de instrucciones, pues todas cargan al centro de datos alrededor del 50%. La diferencia está en que lo hacen con trabajos de distintos tamaños, es por esto que la carga HPC es la que menos trabajos tiene, pues son los más grandes con respecto al número de instrucciones.

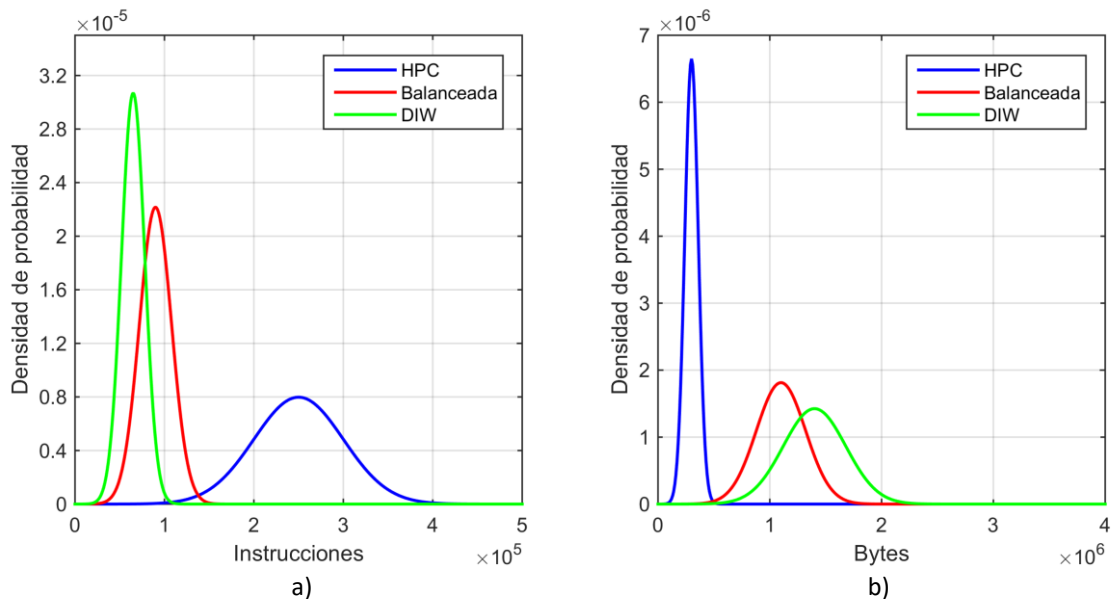
Los trabajos llegan al centro de datos en forma de ráfaga, esto se modela determinando dos intervalos de tiempo, uno en el cual pueden arribar trabajos y otro en el que no (ver Tabla 2). En el intervalo que pueden arribar trabajos lo hacen siguiendo una distribución exponencial con media igual al valor de trabajos generados por segundo, mostrado en la Tabla 2. El valor de trabajos generados por segundo se calcula para que el centro de datos trabaje con una carga igual a la establecida, en nuestro caso al 50% para todas las cargas de trabajo.

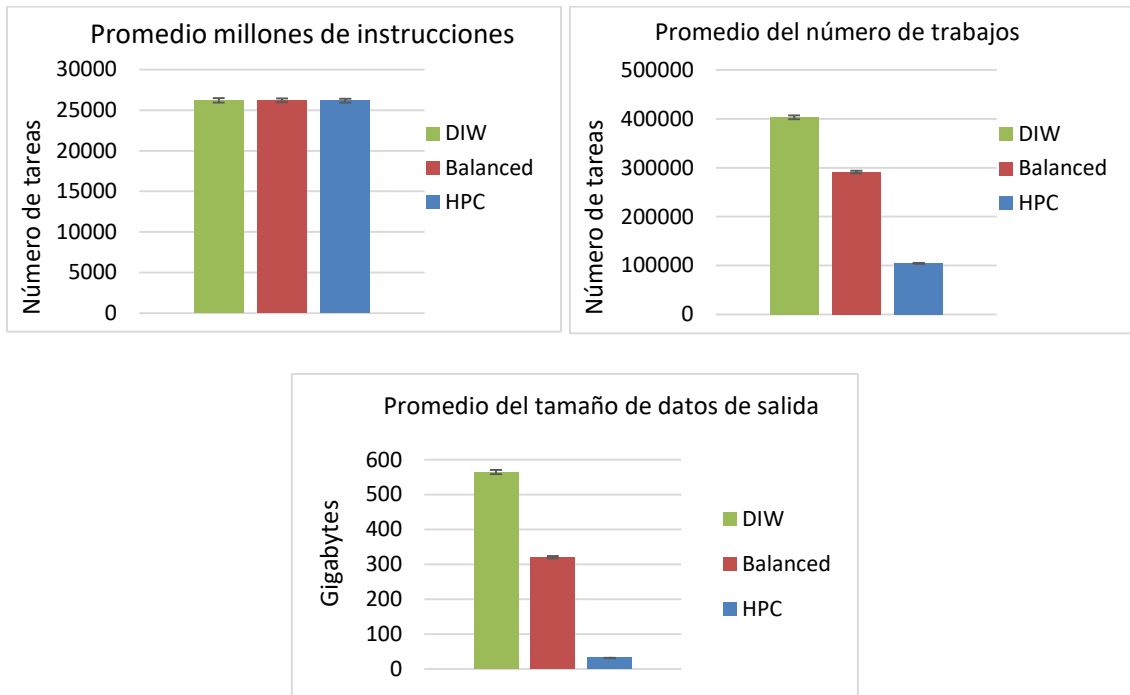
**Tabla 2.** Descripción de las cargas en función de los trabajos.

Parámetro	HPC	Balanceada	DIW
Tiempo de ejecución (s)	5	5	5
Esfuerzo computacional (MI)	0.25	0.09	0.065
Memoria(MB)	1	1	1
Almacenamiento	0	0	0
Datos de entrada (MB)	$8.4 \times 10^{-3}$	$8.4 \times 10^{-3}$	$8.4 \times 10^{-3}$
Datos de salida (MB)	0.3	1.1	1.4
Tiempo de transmisión de datos de salida (s)	5	5	5
Comportamiento en ráfaga(Intervalos activo-ocioso en milisegundos)	950-50	950-50	950-50
Trabajos generados por segundo	1843	5120	7089

**Tabla 3.** Promedio de los requerimientos de los trabajos para cada tipo de carga.

Requerimiento	HPC	Balanceada	DIW
Computacionales: $l^{cp}$ (MIPS)	$5 \times 10^{-2}$	$1.8 \times 10^{-2}$	$1.3 \times 10^{-2}$
De Comunicación: $l^{cm}$ (Mbps)	0.48	1.76	2.24

**Figura 10.** Para los trabajos de los tres tipos principales de carga a) Función de densidad de probabilidad de los MI. b) Función de densidad de probabilidad de los datos de salida.



**Figura 11.** Promedio de millones de instrucciones, número de tareas y tamaño de los datos de salida por carga para los tipos de carga DIW, Balanceada y HPC.

Estos tres tipos de carga son las utilizadas para encontrar las mejores configuraciones de S-ACCURATE y además se usan para compararlas con las estrategias del estado arte: Green, RoundRobin y DENS. Para comparar el desempeño de A-ACCURATE contra las mejores configuraciones de S-ACCURATE, además de utilizar las tres cargas principales, se diseñaron dos cargas más, DIW-HPC y HPC-DIW. Se divide el tiempo de simulación a la mitad y en cada una el tipo de carga va a ser: HPC o DIW, de esta forma cada intervalo tendrá un tipo de carga diferente.

## 2.5 Metodología del análisis de los resultados

Este trabajo se dividió en dos fases. En la primera para los tipos de carga de trabajo Balanceada, DIW y HPC se simularon las 21 configuraciones de S-ACCURATE más las 3 estrategias del estado del arte. En la segunda se seleccionaron las mejores configuraciones frente a cada tipo de carga y la mejor que respondía en promedio frente a las cargas DIW y HPC, para compararlas con la estrategia A-ACCURATE, la cual se diseñó a partir de las mejores configuraciones para DIW y HPC y cambia de una a la otra en dependencia

del estado de la red del centro de datos. Para comparar las estrategias se utilizaron los tipos de carga de trabajo DIW-HPC, HPC-DIW, DIW y HPC.

### 2.5.1 Procedimiento de comparación

Por cada tipo de carga de trabajo se generan 30 cargas diferentes para obtener resultados válidos desde el punto de vista estadístico. Una carga de trabajo es un caso de estudio de nuestro problema de calendarización y se utiliza para evaluar cada una de las estrategias. Para comparar las estrategias entre sí primero hay que normalizar los resultados obtenidos para cada carga de trabajo, utilizando degradación en desempeño. Los resultados de una ejecución se caracterizan por dos métricas: consumo de energía y tasa de violaciones del SLA y para cada carga de trabajo son normalizados de la siguiente manera:

$$\frac{\text{valor de la métrica}}{\text{menor valor de la métrica para esa carga de trabajo}} \quad (15)$$

Al normalizar los resultados, con (15), quedan en el intervalo  $[1, \frac{\text{mayor valor}}{\text{menor valor}}]$ , mientras más cercano a 1, mejor será. Para el caso de violaciones de SLA como el menor valor encontrado puede ser 0, no se puede normalizar utilizando (15) pues pudiera ocurrir una división por 0. Para evitar esto, en lugar de normalizar por la tasa de violaciones, se normaliza por la tasa de NO violaciones de la forma:

$$\frac{\text{mayor valor de la tasa de no violaciones}}{\text{tasa de no violaciones de la estrategia}} \quad (16)$$

Con (16) los resultados quedan normalizados en el mismo intervalo que con (15) y mientras más cercano a 1 mejor será el resultado.

Como el problema de calendarización al que nos enfrentamos es biobjetivo (se quiere minimizar el consumo de energía y la tasa de violaciones del SLA), los resultados se evalúan usando técnicas para comparar frentes de Pareto, excepto cuando uno de los objetivos no varié, en ese caso se hace un análisis monobjetivo.

Una vez calculada las aproximaciones al frente de Pareto de cada estrategia se comparan dichos frentes utilizando las siguientes técnicas: indicador- $\epsilon$  binario (Zitzler et al., 2003), cubrimiento de conjunto o set-coverage e hipervolumen (Zitzler y Thiele, 1998). Para la primera técnica se usan dos variantes: multiplicativo y aditivo.

### 2.5.1.1 Indicador- $\epsilon$ binario

Supóngase un problema de minimización de  $n$  objetivos, se dice que un vector  $z^1 = (z_1^1, z_2^1, \dots, z_n^1)$   $\epsilon$ -domina a otro vector  $z^2 = (z_1^2, z_2^2, \dots, z_n^2)$  si y solo si  $\forall 1 \leq i \leq n: z_i^1 \leq \epsilon \cdot z_i^2$  para un  $\epsilon > 0$  y se escribe como  $z^1 \succeq_{\epsilon} z^2$ . Para dos frentes de aproximación A, B se define el indicador binario multiplicativo  $I_{\epsilon}$  como:

$$I_{\epsilon}(A, B) = \inf_{\epsilon \in \mathbb{R}} \{ \forall z^2 \in B \exists z^1 \in A: z^1 \succeq_{\epsilon} z^2 \} \quad (17)$$

El indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo  $I_{\epsilon}(A, B)$  da como resultado el mínimo factor  $\epsilon$  tal que todos los puntos (vectores) del frente B son  $\epsilon$ -dominados por al menos uno del frente A, es decir se obtiene el factor por el cual un frente es peor que otro con respecto a todos los objetivos.

El indicador- $\epsilon$  binario aditivo  $I_{\epsilon+}(A, B)$  es similar al multiplicativo pero la  $\epsilon$ -dominancia se obtiene sumando en vez de multiplicando, es decir  $z^1$  domina a  $z^2$  si y solo si  $\forall 1 \leq i \leq n: z_i^1 \leq \epsilon + z_i^2$  y se escribe como  $z^1 \succeq_{\epsilon+} z^2$ .

Usando la Tabla 4 se pueden interpretar los resultados del indicador- $\epsilon$  binario. En nuestro caso ordenaremos las estrategias según el promedio del indicador, mientras menor sea mejor, en caso que dos estrategias tengan el mismo promedio, gana la que domine más estrategias.



**Tabla 4.** Interpretación del indicador- $\epsilon$  binario.

Indicador binario	Domina	Igual	No comparable
Multiplicativo	$I_\epsilon(A, B) < 1,$ $((I_\epsilon(A, B) = 1) \wedge (I_\epsilon(B, A) > 1))$	$(I_\epsilon(A, B) = 1)$ $\wedge (I_\epsilon(B, A) = 1)$	$(I_\epsilon(A, B) > 1)$ $\wedge (I_\epsilon(B, A) > 1)$
Aditivo	$I_\epsilon(A, B) < 0,$ $((I_\epsilon(A, B) = 0) \wedge (I_\epsilon(B, A) > 0))$	$(I_\epsilon(A, B) = 0)$ $\wedge (I_\epsilon(B, A) = 0)$	$(I_\epsilon(A, B) > 0)$ $\wedge (I_\epsilon(B, A) > 0)$

### 2.5.1.2 Cubrimiento de conjuntos

Cubrimiento de conjuntos calcula la proporción de soluciones en un frente B que son dominadas por soluciones en un frente A.

$$SC(A, B) = \frac{|\{b \in B | \exists a \in A: a \preceq b\}|}{|B|} \quad (18)$$

Un valor de  $SC(A, B) = 1$  significa que todas las soluciones en B son dominadas por al menos una de A y  $SC(A, B) = 0$  representa que ninguna solución de B es dominada por ninguna de A. Mientras mayor sea  $SC(A, B)$ , mejor será el frente de Pareto de A con respecto a B. Ya que el operador de dominancia no es simétrico,  $SC(B, A)$  no necesariamente es igual a  $1 - SC(A, B)$ , hay que calcular  $SC(A, B)$  y  $SC(B, A)$ .

Con  $SC(A, B)$  y  $SC(B, A)$  se hacen dos rankings, el primero indica como domina A al resto de las estrategias y el segundo cómo es dominado. Mientras mayor sea el primero y menor el segundo mejor será la solución, estos dos rankings se combinan para obtener la mejor estrategia.

### 2.5.1.3 Hipervolumen

En un problema de minimización se puede definir un vector  $z = (z_1^{max}, z_2^{max}, \dots, z_n^{max})$ , tal que  $z_i^{max}$  es el mayor (peor) valor posible de cada objetivo  $i$ . Para un frente  $A = (a_1, a_2, \dots, a_l)$  del problema, se pueden formar  $l$  hipercubos tal que, una de sus diagonales sea el segmento entre  $z$  y  $a_i$ , con  $1 \leq i \leq l$ . El

hipervolumen es el volumen de la unión de los  $l$  hipercubos. En nuestro caso el vector  $z$  se forma a partir de los peores valores del consumo de energía y de tasa de violaciones del SLA para las 30 cargas utilizadas en la comparación.

#### 2.5.1.4 *Análisis monobjetivo: perfil de desempeño*

En el caso que para todos los experimentos una de las métricas no varíe para comparar los resultados usaremos el perfil de desempeño  $\rho(\tau)$ , el cual es una función de distribución acumulada que representa la probabilidad de que una estrategia sea a lo más  $\tau$  veces peor que la mejor estrategia encontrada (Dolan y Moré, 2002). Estrategias con una probabilidad  $\rho(\tau)$  alta y un  $\tau$  bajo son preferidas, por ejemplo  $\rho(1.05) = 0.8$  significa que esa estrategia será a lo más un 5% peor que la mejor con una probabilidad del 80%.

## Capítulo 3. Resultados

---

En este capítulo presentamos y analizamos los resultados obtenidos en la investigación. Se divide en dos secciones fundamentales. En la primera se muestra los resultados referentes a las simulaciones para determinar las mejores combinaciones de la estrategia S-ACCURATE, además se compara contra estrategias conocidas en el estado del arte: Green, RoundRobin y DENS. En la segunda sección se compara el desempeño de A-ACCURATE con respecto a las mejores configuraciones de S-ACCURATE.

### 3.1 S-ACCURATE

En S-ACCURATE los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$  de la función de puntuación se mantienen constantes durante toda la ejecución. Esta estrategia permite conocer qué combinación de  $\alpha$  y  $\beta$  responde mejor frente a un tipo de carga de trabajo determinada. En la sección 2.2 se muestran todas las combinaciones de  $\alpha$  y  $\beta$  que serán probadas para S-ACCURATE; las combinaciones se comparan como se describe en la sección 2.5.1. Una combinación se escribe de la forma  $\alpha$ - $\beta$ , por ejemplo 0.25-0.5 quiere decir que  $\alpha = 0.25$  y  $\beta = 0.5$ . Los resultados frente a los tres tipos de cargas de trabajo se muestran en tres secciones, una por cada carga de trabajo. Para cada tipo de carga se evalúan también las estrategias Green, RoundRobin y DENS.

En las tablas en las que se muestran los resultados de alguna comparación, los valores de la columna degradación indican qué tan mala es una estrategia con respecto al mejor valor de la métrica que se usa para hacer el ranking. Un valor de 1 quiere decir que es igual de buena que la mejor estrategia y por ejemplo un valor de 1.5 quiere decir que es un 50% peor que la mejor.

#### 3.1.1 Experimentos para el tipo de carga Balanceada

Los trabajos del tipo de carga Balanceada requieren como promedio una velocidad de procesamiento de  $1.8 \times 10^{-2}$  MIPS y los datos de salida se deben transmitir a una velocidad mayor o igual a 1.76 Mbps. De forma aleatoria fueron generadas 30 cargas de tipo Balanceada con las que se realizaron los experimentos.

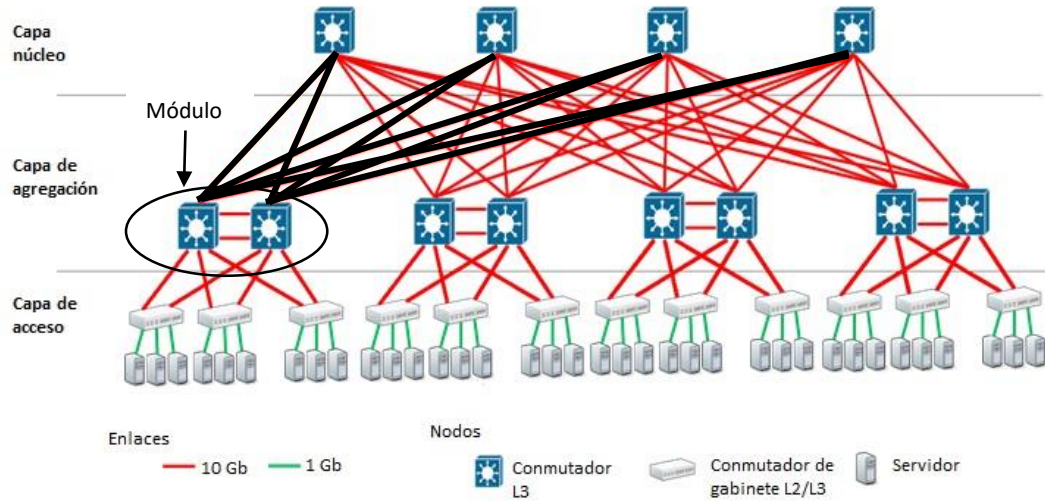
La utilización de un módulo es igual a la cantidad de datos transmitidos por segundo (desde ese módulo hacia la capa núcleo y desde la capa núcleo hacia ese módulo) entre la suma de las capacidades de los enlaces que conectan el módulo con la capa núcleo. En la Figura 12 está señalado un módulo y sus enlaces con la capa núcleo están marcados en negro.

En la Figura 13 se muestra el promedio de la utilización de los servidores y de los módulos de las configuraciones 0.75-0.75, 1-0 y 0.25-1 frente a una carga del tipo Balanceada.

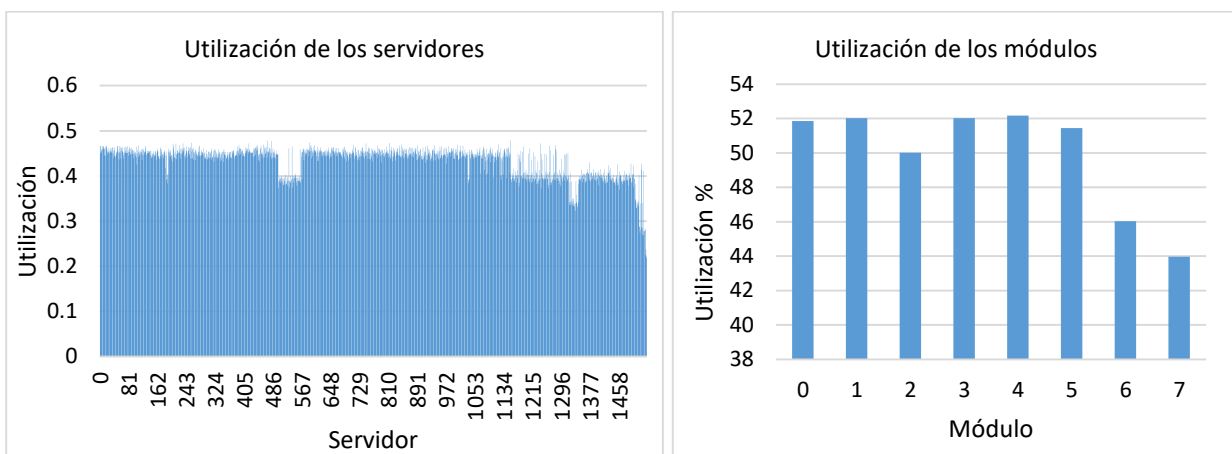
En la Figura 14 se muestran el consumo de energía contra las violaciones de SLA, normalizados por la degradación en desempeño, de los experimentos realizados para cada una de las 21 configuraciones de S-ACCURATE, más las tres estrategias del estado del arte, frente a un tipo de carga Balanceada. Por cada configuración tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo. Para un mejor análisis de los resultados, dividimos los mismos en tres subconjuntos: A, B y C.

Las soluciones que están en A tienen el menor consumo de energía, pero presentan la mayor cantidad de violaciones de SLA. En A están todas las configuraciones que tienen  $\alpha = 1$  y la estrategia Green, lo que es consecuente pues en ese caso no se considera el estado de la red, solo el ahorro de energía.

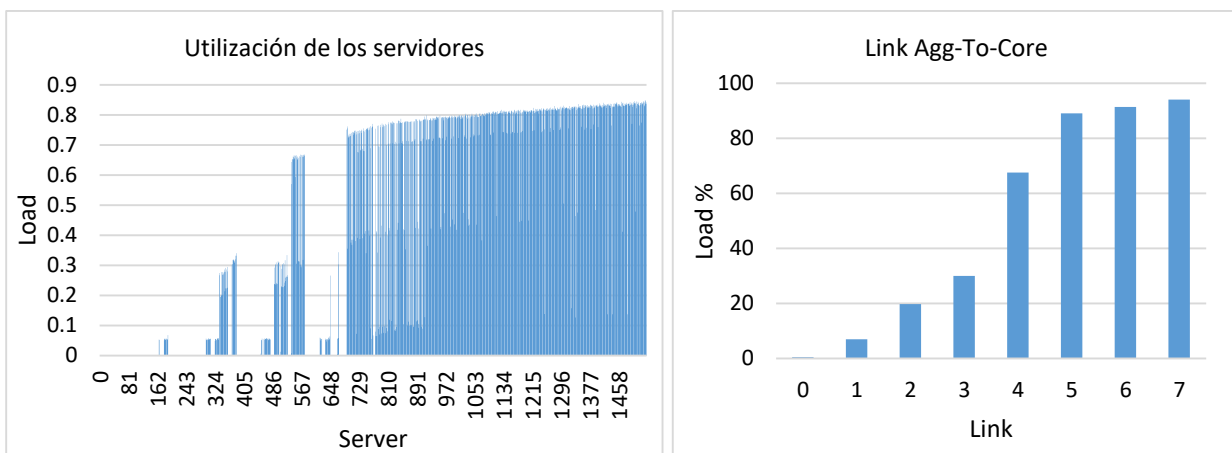
En B y en C están las configuraciones que tienen menor cantidad de violaciones de SLA, con un valor de 1 (el mínimo posible después de normalizar) o muy cercano (1.000003). Las configuraciones que están en B varían su consumo de energía entre 1.03 y 1.09, mientras que las que están en C varían entre 1.17 y 1.27, excepto por DENS y RoundRobin que varían entre 1.49 y 1.52, siendo las peores estrategias de este subconjunto. En C además de DENS y RoundRobin está la configuración 0-1, todas las que tienen  $\alpha = 0.25$  y  $\alpha = 0.5$  y además 0.75-0 y 0.75-0.25, que son las estrategias con  $\alpha = 0.75$  que más balancean la carga. Pertenecen a B las configuraciones 0.75-0.5, 0.75-0.75 y 0.75-1. Como se puede ver todas las estrategias en C le dan más importancia al balanceo de la carga que las que se encuentran en B y para este tipo de carga el balanceo que realizan las estrategias que pertenecen a B es suficiente. Un mayor balanceo de la carga implica que se pueda ahorrar menos energía mediante consolidación. Es evidente que las soluciones en B dominan a las de C, consumen menos energía y al igual que las de C no tienen violaciones de SLA.



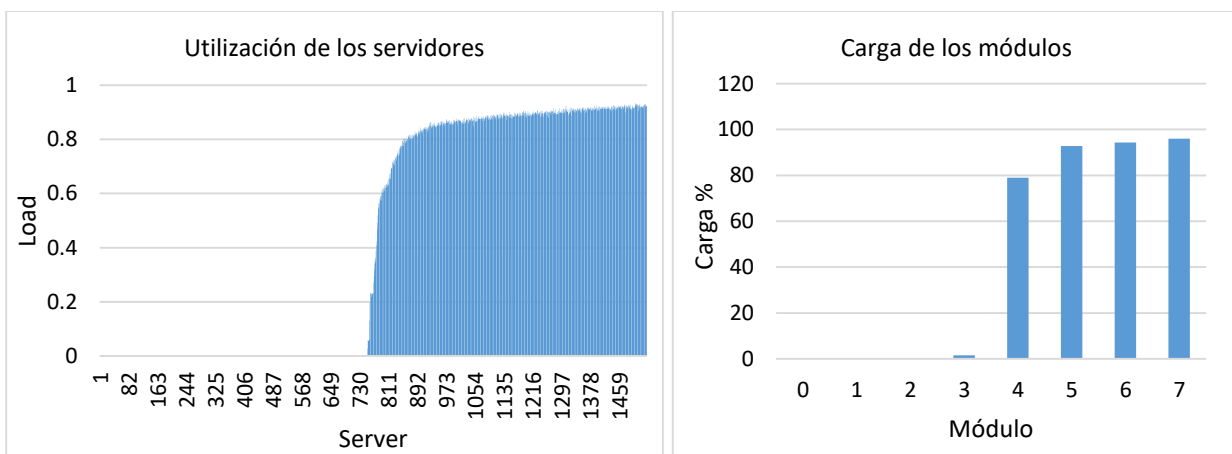
**Figura 12.** Módulo de centro de datos de tres niveles. Se muestran marcados en negro los enlaces entre el primer módulo y la capa núcleo.



a) 0.25-1. Consumo de energía: 5219.7 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0



b) 0.75-0.75. Consumo de energía: 4455.2 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0



c) 1-0. Consumo de energía: 4204.4 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0.31

**Figura 13.** Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE frente a una carga del tipo Balanceada.

En la Figura 15 se presentan las aproximaciones al frente de Pareto de las 21 configuraciones y las tres estrategias del estado del arte. Los frentes los comparamos utilizando las cuatro técnicas explicadas en la sección 2.5.1: indicador binario-multiplicativo y aditivo, cubrimiento de conjuntos e hipervolumen y se muestran sus resultados en las tablas Tabla 5, Tabla 6, Tabla 7 y Tabla 8, respectivamente. En el caso del indicador binario y el cubrimiento de conjuntos el valor de una casilla en las tablas corresponde a los valores  $I_{\epsilon}(A, B)$  y  $SC(A, B)$ , respectivamente, donde el frente  $A$  corresponde a la estrategia de la fila y el frente  $B$  a la de la columna.

Una vez calculado el indicador binario multiplicativo y aditivo, construimos un ranking que depende del promedio del indicador (mientras menor sea mejor) y de la cantidad de estrategias que domine, esto último se usa como criterio de desempate en caso que dos estrategias tengan el mismo promedio. Para este caso el ranking obtenido para el indicador binario multiplicativo es similar al obtenido para el aditivo, diferenciándose solo en que en el multiplicativo RoundRobin es el lugar 23 y Green el 22 y en el aditivo se intercambian. La estrategia que más domina es la configuración 0.75-0.75, sólo no puede dominar a las estrategias que pertenecen al subconjunto A, lo que es lógico pues estas consumen menos energía. En segundo lugar se encuentra 0.75-1 que además de no dominar a las estrategias que están en A, tampoco domina a 0.75-0.75. Las estrategias que se encuentran en A, a pesar de no ser dominadas, ocupan los lugares entre el 18 y el 24; pues no logran dominar a ninguna estrategia.

En la técnica de cubrimiento de conjuntos (Tabla 7) se combinan dos rankings para calificar a las estrategias. Se ve que la configuración 0.75-0.75 es la primera en ambos rankings, por lo que es la primera de forma general.

En la Tabla 8 mostramos el hipervolumen de cada estrategia. Esta es la única técnica de comparación para la cual la estrategia 0.75-0.75 no es la primera, ocupa la cuarta posición, pero solo es 1.009 veces peor que la primera que es 1-0.75.

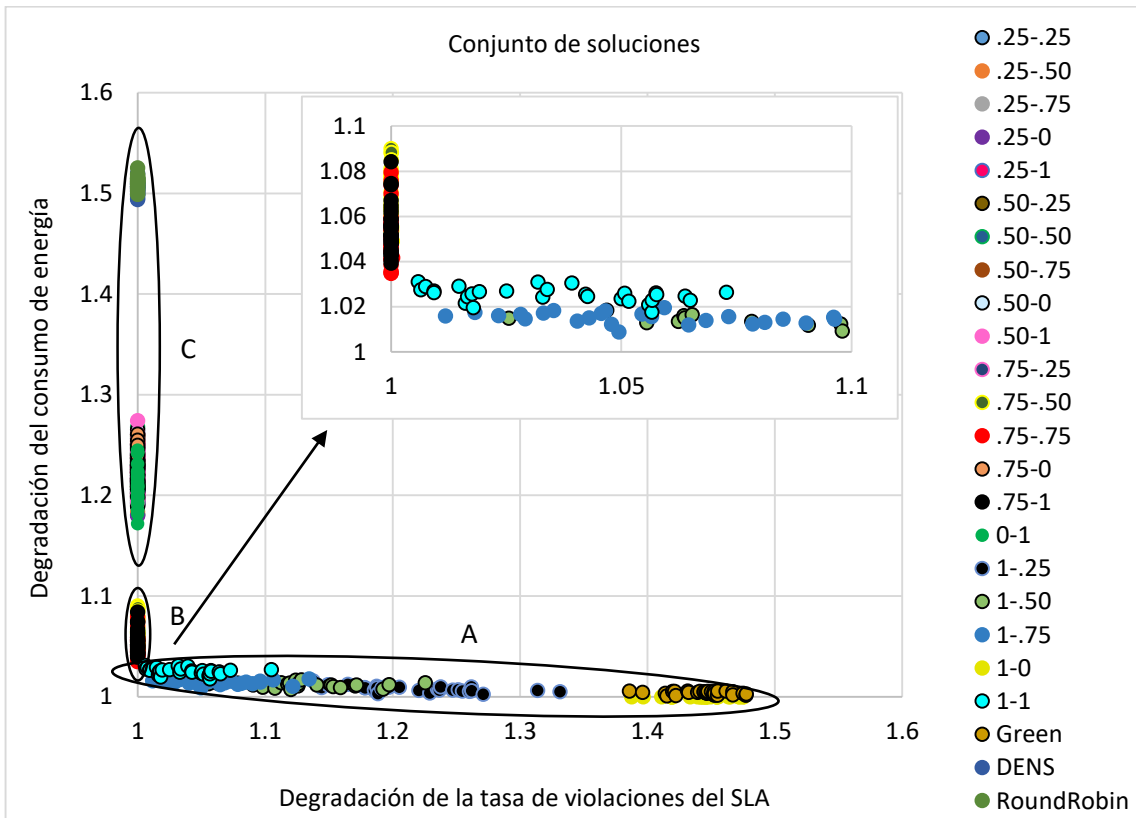


Figura 14. Conjunto de soluciones normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para carga Balanceada.

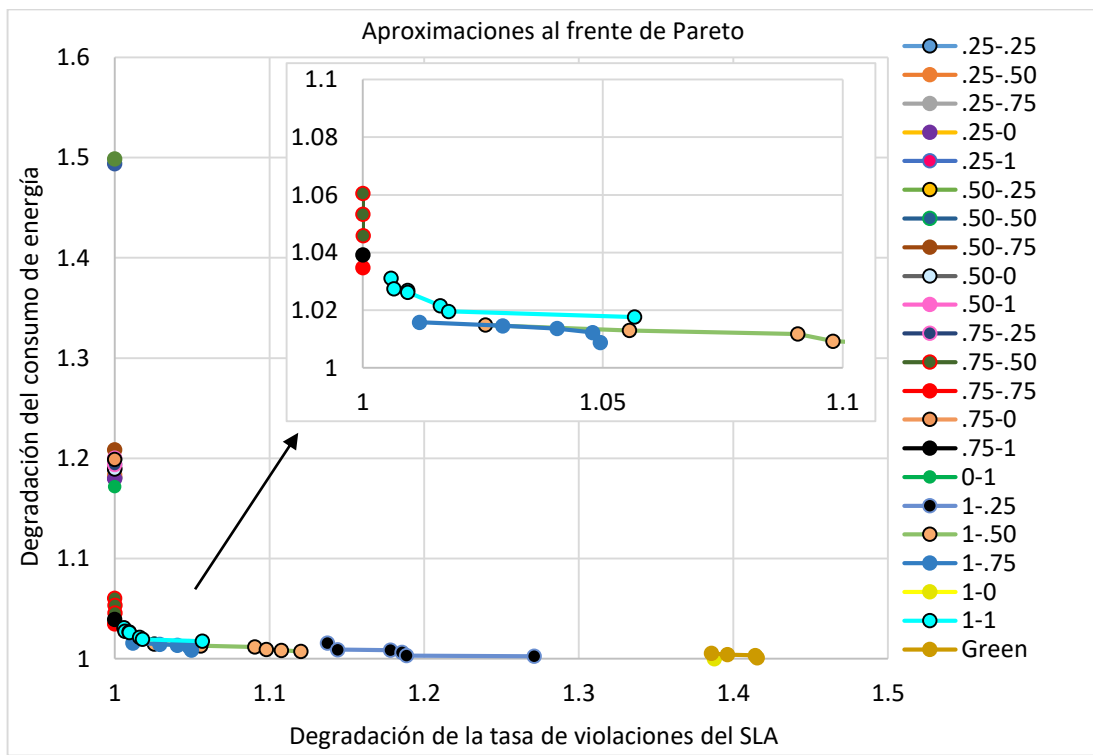


Figura 15. Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga Balanceada.



**Tabla 5.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga Balanceada.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	DENS	Green	RoundRobin	Promedio	Degradación	Domina	Ranking	
0.75-0.75	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,032	1,027	1,026	1,035	1,017	1	1,034	1	1,007	1	17	1	
1-1	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,006	1,015	1,010	1,009	1,018	1	1,006	1,017	1,006	1,007	1,000	0	2	
0.75-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,004	1	1	1,037	1,032	1,030	1,039	1,021	1	1,038	1	1,008	1,001	16	3	
1-0.75	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,012	1,006	1,001	1	1,009	1,006	1,012	1,008	1,012	1,010	1,003	0	4	
0.75-0.50	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,011	1	1,006	1	1,043	1,038	1,037	1,046	1,028	1	1,045	1	1,011	1,003	15	5
1-0.50	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,026	1,005	1	1,014	1,007	1,020	1,026	1,006	1,026	1,021	1,014	0	6	
0-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,121	1,133	1	1,128	1	1,169	1,163	1,162	1,172	1,152	1	1,171	1	1,057	1,050	14	7	
0.25-0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1,128	1,140	1	1,135	1,007	1,177	1,171	1,169	1,180	1,159	1	1,179	1	1,060	1,053	13	8	
0.25-0.25	1	1	1	1,001	1	1	1	1	1	1	1	1,129	1,141	1	1,136	1,008	1,178	1,172	1,171	1,181	1,160	1	1,180	1	1,061	1,053	12	9	
0.25-0.50	1,002	1	1	1,003	1	1	1	1	1	1	1	1,132	1,144	1	1,139	1,010	1,181	1,175	1,173	1,184	1,163	1	1,183	1	1,062	1,055	11	10	
0.25-0.75	1,007	1,004	1	1,008	1	1	1	1	1	1	1	1,137	1,149	1	1,144	1,014	1,186	1,180	1,178	1,189	1,168	1	1,188	1	1,065	1,057	10	11	
0.50-0	1,007	1,005	1,001	1,008	1	1	1	1	1	1	1	1,137	1,149	1	1,144	1,015	1,186	1,181	1,179	1,189	1,169	1	1,188	1	1,065	1,057	9	12	
0.50-0.25	1,008	1,005	1,001	1,009	1	1	1	1	1,000	1	1	1,138	1,150	1	1,145	1,015	1,187	1,181	1,180	1,190	1,169	1	1,189	1	1,065	1,058	8	13	
0.75-0.25	1,011	1,009	1,004	1,012	1	1,003	1	1	1,004	1	1	1,142	1,154	1	1,149	1,019	1,191	1,185	1,184	1,194	1,173	1	1,193	1	1,068	1,060	7	14	
0.25-1	1,011	1,009	1,004	1,012	1	1,003	1	1	1,004	1	1,000	1,142	1,154	1	1,149	1,019	1,191	1,185	1,184	1,194	1,173	1	1,193	1	1,068	1,060	6	15	
0.75-0	1,015	1,013	1,009	1,016	1,004	1,008	1	1	1,008	1	1,004	1,146	1,159	1	1,154	1,023	1,196	1,190	1,189	1,199	1,178	1	1,198	1	1,071	1,064	5	16	
0.50-0.50	1,016	1,013	1,009	1,017	1,005	1,008	1	1	1,008	1	1,005	1,147	1,159	1,000	1,154	1,023	1,196	1,191	1,189	1,199	1,179	1	1,198	1	1,072	1,064	4	17	
0.50-1	1,017	1,014	1,010	1,018	1,005	1,009	1,001	1	1,009	1	1,005	1,148	1,160	1,001	1,155	1,024	1,197	1,192	1,190	1,200	1,180	1	1,199	1	1,072	1,065	3	18	
0.50-0.75	1,023	1,021	1,017	1,024	1,012	1,016	1,008	1	1,016	1,007	1,012	1,156	1,168	1,008	1,163	1,031	1,206	1,200	1,198	1,209	1,188	1	1,207	1	1,079	1,071	2	19	
1-0.25	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1,137	1	1,109	1,124	1,003	1,131	1,137	1,002	1,137	1,118	1,111	0	20	
DENS	1,265	1,262	1,257	1,266	1,251	1,256	1,246	1,236	1,256	1,245	1,251	1,429	1,444	1,246	1,438	1,275	1,490	1,483	1,481	1,494	1,468	1	1,493	1	1,314	1,305	1	21	
RoundRobin	1,269	1,266	1,261	1,271	1,255	1,260	1,250	1,240	1,260	1,249	1,255	1,433	1,449	1,250	1,442	1,279	1,495	1,488	1,486	1,499	1,473	1,003	1,497	1	1,318	1,309	0	22	
Green	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,386	1,218	1,351	1,370	1,006	1,378	1,386	1	1,386	1,345	1,335	0	23	
1-0	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,388	1,220	1,353	1,372	1	1,380	1,388	1,001	1,388	1,346	1,337	0	24	

**Tabla 6.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga Balanceada.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	DENS	Green	RoundRobin	Promedio	Degradación	Domina	Ranking	
<b>0.75-0.75</b>	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,032	0,027	0,026	0,035	0,017	0	0,034	0	0,007	1	17	1
1-1	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,006	0,015	0,010	0,009	0,018	0	0,006	0,017	0,006	0,007	1,019	0	2	
0.75-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,005	0	0	0	0,037	0,032	0,030	0,039	0,022	0	0,038	0	0,008	1,184	16	3	
1-0.75	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012	0,006	0,001	0	0,009	0,006	0,012	0,008	0,012	0,010	1,415	0	4	
0.75-0.50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,011	0	0,007	0	0,043	0,039	0,037	0,046	0,028	0	0,045	0	0,011	1,491	15	5	
1-0.50	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,026	0,005	0	0,014	0,007	0,020	0,026	0,006	0,026	0,021	2,988	0	6	
0-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,126	0,137	0	0,133	0	0,169	0,165	0,163	0,172	0,154	0	0,171	0	0,058	8,114	14	7
0.25-0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,134	0,145	0	0,140	0,008	0,177	0,172	0,171	0,180	0,162	0	0,179	0	0,061	8,567	13	8
0.25-0.25	0	0	0	0,001	0	0	0	0	0	0	0	0	0,135	0,146	0	0,142	0,009	0,178	0,174	0,172	0,181	0,163	0	0,180	0	0,062	8,644	12	9
0.25-0.50	0,003	0	0	0,004	0	0	0	0	0	0	0	0	0,138	0,149	0	0,145	0,012	0,181	0,176	0,175	0,184	0,166	0	0,183	0	0,063	8,846	11	10
0.25-0.75	0,008	0,005	0	0,009	0	0	0	0	0	0	0	0	0,143	0,154	0	0,150	0,017	0,186	0,182	0,180	0,189	0,171	0	0,188	0	0,066	9,227	10	11
0.50-0	0,009	0,006	0,001	0,010	0	0	0	0	0	0	0	0	0,144	0,155	0	0,150	0,017	0,187	0,182	0,181	0,189	0,172	0	0,188	0	0,066	9,278	9	12
0.50-0.25	0,009	0,006	0,001	0,010	0	0	0	0	0,001	0	0	0	0,144	0,155	0	0,151	0,018	0,187	0,183	0,181	0,190	0,172	0	0,189	0	0,067	9,324	8	13
0.75-0.25	0,013	0,010	0,005	0,014	0	0,004	0	0	0,004	0	0	0	0,148	0,159	0	0,155	0,022	0,191	0,187	0,185	0,194	0,176	0	0,193	0	0,069	9,694	7	14
0.25-1	0,013	0,010	0,005	0,014	0	0,004	0	0	0,004	0	0,000	0,148	0,159	0	0,155	0,022	0,191	0,187	0,185	0,194	0,176	0	0,193	0	0,069	9,695	6	15	
0.75-0	0,018	0,015	0,010	0,019	0,005	0,009	0	0	0,010	0	0,005	0,153	0,164	0	0,160	0,027	0,196	0,192	0,190	0,199	0,181	0	0,198	0	0,073	10,228	5	16	
0.50-0.50	0,019	0,016	0,011	0,020	0,006	0,010	0	0	0,010	0	0,006	0,154	0,165	0,000	0,160	0,028	0,197	0,192	0,191	0,199	0,182	0	0,199	0	0,073	10,281	4	17	
0.50-1	0,020	0,017	0,012	0,021	0,006	0,010	0,001	0	0,011	0	0,006	0,155	0,166	0,001	0,161	0,028	0,198	0,193	0,192	0,200	0,183	0	0,199	0	0,074	10,390	3	18	
0.50-0.75	0,028	0,025	0,020	0,029	0,015	0,019	0,009	0	0,019	0,008	0,015	0,163	0,174	0,010	0,169	0,037	0,206	0,201	0,200	0,209	0,191	0	0,208	0	0,081	11,393	2	19	
1-0.25	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0,137	0	0,112	0,126	0,003	0,132	0,137	0,002	0,137	0,119	16,620	0	20
DENS	0,313	0,310	0,305	0,314	0,300	0,304	0,295	0,285	0,305	0,294	0,300	0,448	0,459	0,295	0,455	0,322	0,491	0,487	0,485	0,494	0,476	0	0,493	0	0,343	48,044	1	21	
Green	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,386	0,248	0,360	0,374	0,006	0,380	0,386	0	0,386	0,347	48,534	0	22
RoundRobin	0,318	0,315	0,310	0,319	0,305	0,309	0,299	0,290	0,309	0,298	0,305	0,453	0,464	0,300	0,460	0,327	0,496	0,492	0,490	0,499	0,481	0,005	0,498	0	0,348	48,691	0	23	
1-0	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,388	0,250	0,362	0,376	0	0,382	0,388	0,002	0,388	0,348	48,746	0	24	

**Tabla 7.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga Balanceada. La configuración 0.75-0.75 es la primera en ambos rankings.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	RandDENS	Green	RoundRobin	Promedio	Ranking	
0.25-0.25	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,50	6
0.25-0.50	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,46	7
0.25-0.75	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,42	8
0.25-0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,54	5
0.25-1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,25	12
0.50-0.25	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,33	10
0.50-0.50	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,17	14
0.50-0.75	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,08	16
0.50-0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,38	9
0.50-1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,13	15
0.75-0.25	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,29	11
0.75-0.50	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0,63	3
0.75-0.75	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0,71	1
0.75-0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,21	13
0.75-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0,67	2
0-1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0,58	4
1-0.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0,75	0	0,03	19	
1-0.50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,50	1	0	0	0,14	0	0	0	0,03	20
1-0.75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,33	0,50	1	0	0,43	0	0	0	0,05	17
1-0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0,75	0	0,03	19	
1-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	21
DENS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0,04	18
Green	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	21
RoundRobin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	21
Promedio	0,21	0,25	0,29	0,17	0,46	0,38	0,54	0,63	0,33	0,58	0,42	0,08	0	0,50	0,04	0,13	0,03	0,02	0	0	0	0,02	0,67	0,06	0,71		
Ranking	10	11	12	9	16	14	18	20	13	19	15	7	1	17	5	8	4	2	1	1	3	21	6	22			

**Tabla 8.** Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga Balanceada.

<b>Estrategias S-ACCURATE</b>	<b>Valores</b>	<b>Degradación</b>	<b>Ranking</b>
1-0.75	2.091268	1	1
1-1	2.087619	1.00174766	2
1-0.50	2.072552	1.009030141	3
0.75-0.75	2.072292	1.009157155	4
0.75-1	2.06592	1.012269591	5
0.75-0.50	2.056596	1.016859016	6
1-0.25	1.911766	1.093893087	7
0-1	1.878138	1.113479426	8
0.25-0	1.867151	1.120031751	9
0.25-0.25	1.865454	1.121050505	10
0.25-0.50	1.861373	1.123508432	11
0.25-0.75	1.854264	1.127815576	12
0.50-0	1.853381	1.128352759	13
0.50-0.25	1.852642	1.128803043	14
0.75-0.25	1.847024	1.132236397	15
0.25-1	1.847022	1.132237989	16
0.75-0	1.83983	1.136663427	17
0.50-0.50	1.839161	1.137076952	18
0.50-1	1.83783	1.137900497	19
0.50-0.75	1.826248	1.145117125	20
Green	1.541888	1.356303798	21
1-0	1.540247	1.357748824	22
DENS	1.422221	1.470424378	23
RoundRobin	1.415394	1.477516824	24

Tras el análisis de las cuatro técnicas para comparar los frentes de las estrategias, vemos que 0.75-0.75 domina en tres técnicas de comparación y en el hipervolumen es en la única que no es la primera, pero es solo 1.009 veces peor que la que obtiene el mejor valor de hipervolumen. Se puede concluir que esa configuración es la de mejor resultados para un tipo de carga balanceada.

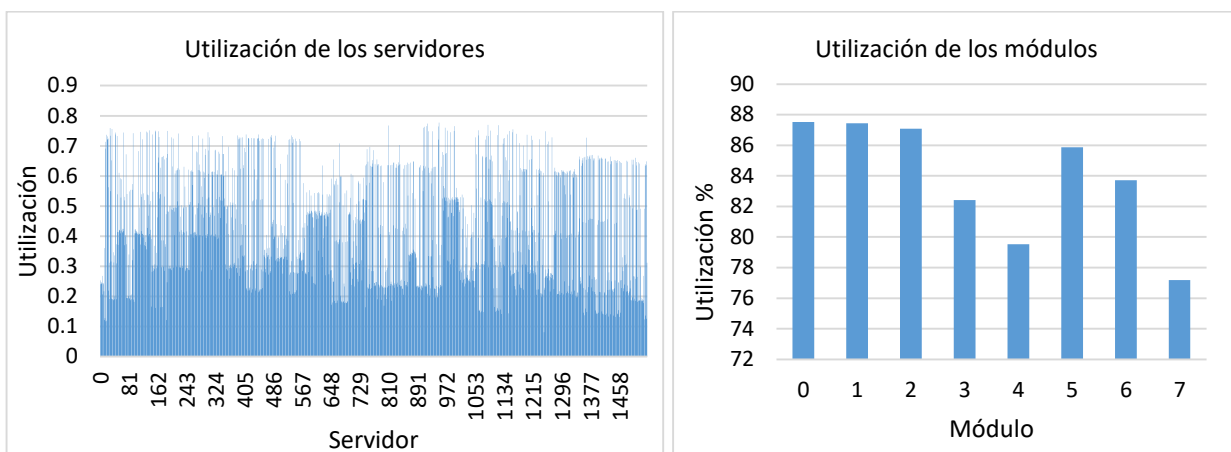
### 3.1.2 Experimentos para el tipo de carga DIW

Los trabajos del tipo de carga DIW se tienen que procesar, como promedio, a una velocidad de  $1.3 \cdot 10^{-2}$  MIPS y los datos de salida se deben transmitir a una velocidad mayor o igual a 2.24 Mbps. De forma aleatoria fueron generadas 30 cargas de tipo DIW con las que se realizaron los experimentos.

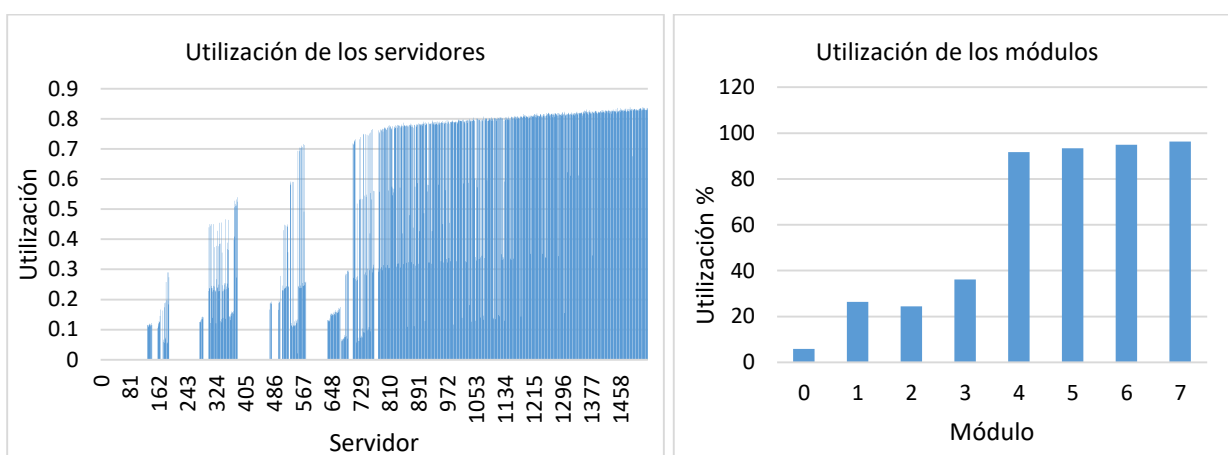
En la Figura 16 se muestra el promedio de la utilización de los servidores y de los módulos de las configuraciones 0.75-0.75, 1-0 y 0.25-1 frente a una carga del tipo DIW. En la Figura 17 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) de las 21 configuraciones de S-ACCURATE y las tres estrategias del estado del arte, para un tipo de carga DIW. Cada solución se caracteriza por su consumo de energía y la tasa de violaciones de SLA. Por cada estrategia tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo. Para un mejor análisis de los resultados, dividimos los mismos en tres subconjuntos: A, B y C.

Las soluciones que están en A tienen el menor consumo de energía, pero presentan la mayor cantidad de violaciones de SLA. En A están todas las configuraciones que tienen  $\alpha = 1$  y la estrategia Green, lo que es consecuente pues en ese caso no se considera el estado de la red, solo el ahorro de energía. En C están las estrategias que más energía consumen (aproximadamente entre 1.24 y 1.52) y con menor tasa de violaciones de SLA (entre 1 y 1.74). En C además de DENS y RoundRobin está la configuración 0-1, todas las que tienen  $\alpha = 0.25$  y  $\alpha = 0.5$  y además 0.75-0 y 0.75-0.25. En B se encuentran las estrategias 0.75-0.5, 0.75-0.75 y 0.75-1. Los subconjuntos A, B y C contienen las mismas estrategias que para el caso del tipo de carga Balanceada.

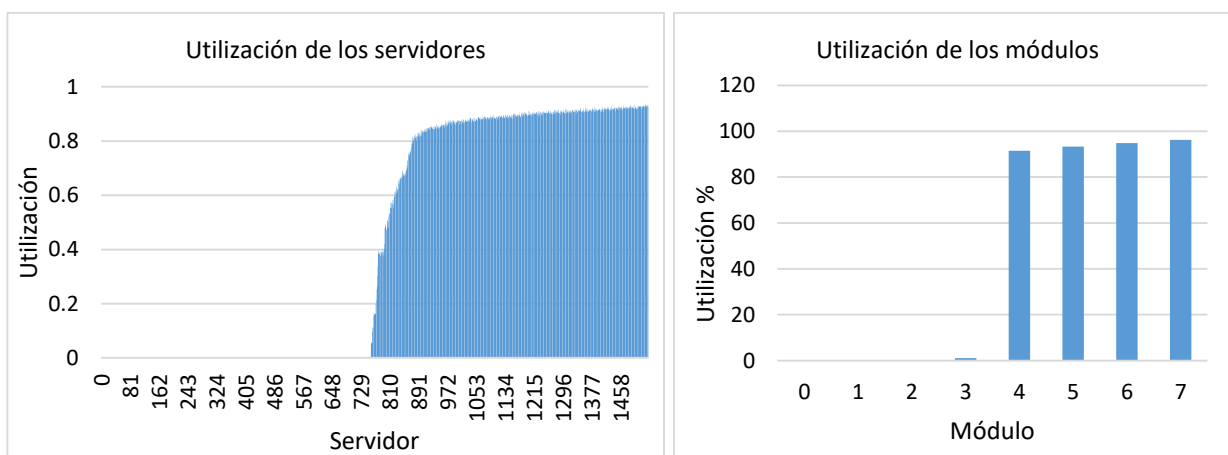
En la Figura 18 se presentan las aproximaciones al frente de Pareto de las 21 configuraciones y las tres estrategias del estado del arte. En la Tabla 9, Tabla 10, Tabla 11 y Tabla 12 se muestran la evaluación de las estrategias utilizando cada una de las técnicas explicadas para comparar frentes. El ranking obtenido para el indicador binario multiplicativo es similar al obtenido para el aditivo, diferenciándose solo en que en el multiplicativo la configuración 0.50-0 es el lugar 9 y 0.25-0 el 10 y en el aditivo se intercambian. Las estrategias con menor valor promedio del indicador binario son: 0.25-1, 0.50-0.75 y 0.25-0.75, también son las que más dominan. Cabe destacar que las tres dominan a las mismas estrategias y que la diferencia entre el promedio del indicador binario es menos del 0.04%. En la técnica de cubrimiento de conjuntos (Tabla 11) se ve que la configuración 0.25-1 es la primera en ambos rankings, por lo que es la primera de forma general. Esto reafirma el resultado de la clasificación de las estrategias utilizando el indicador binario.



a) 0.25-1. Consumo de energía: 5234.6 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0.21

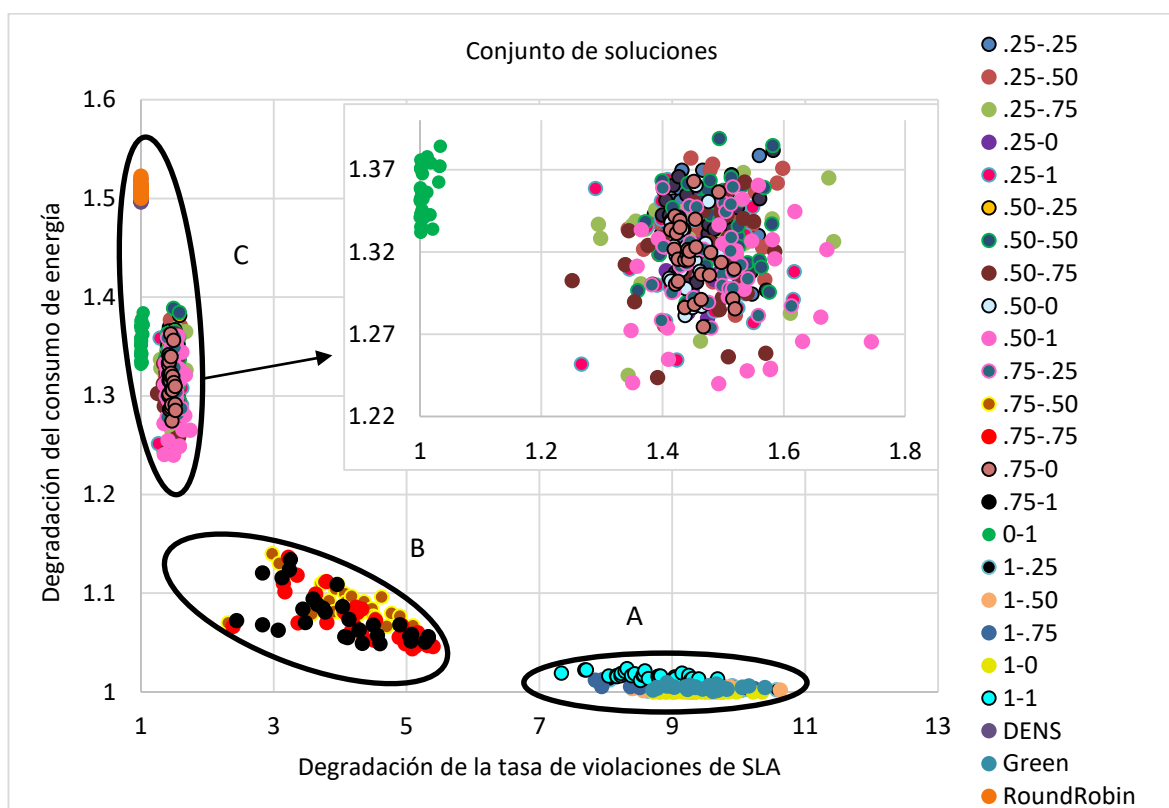


b) 0.75-0.75. Consumo de energía: 4541.5 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0.76

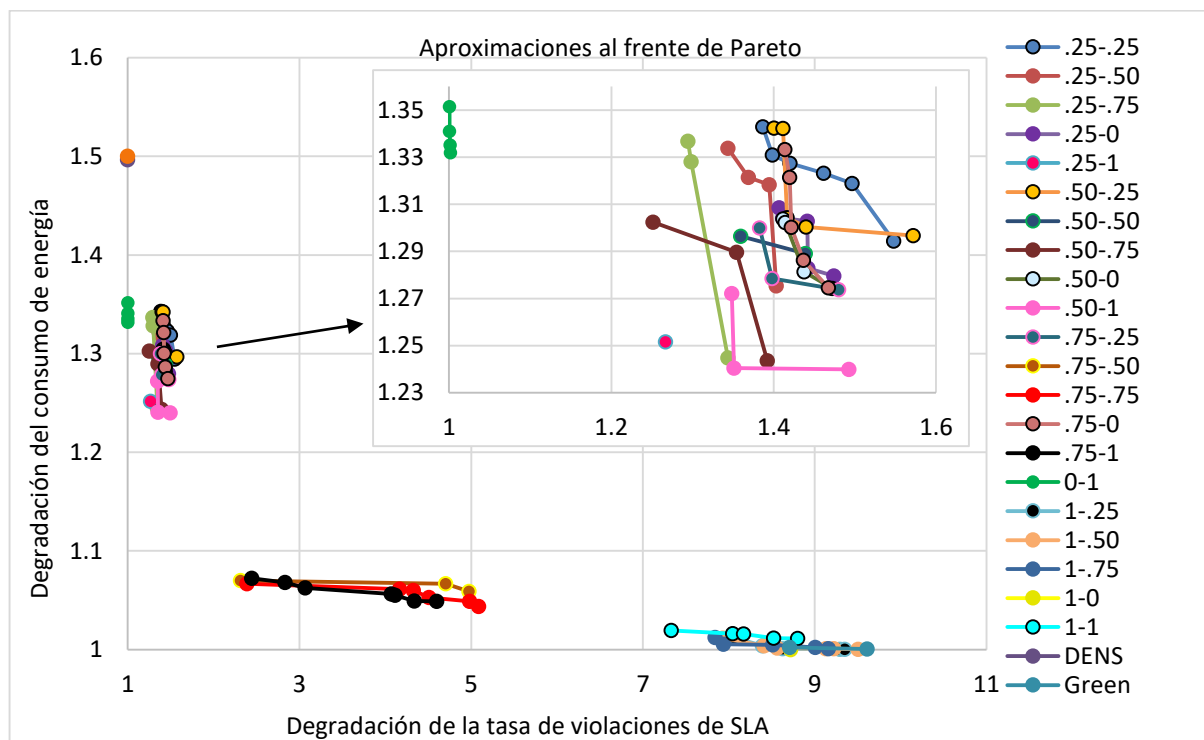


c) 1-0. Consumo de energía: 4182.1 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0.89

**Figura 16.** Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE, frente a una carga del tipo DIW.



**Figura 17.** Conjunto de soluciones normalizadas de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW.



**Figura 18.** Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW.

**Tabla 9.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga DIW.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	RandDENS	Green	RoundRobin	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
0.25-1	0.967	0.981	1.005	0.978	1	0.965	0.971	1.012	0.982	1.010	0.983	1.182	1.199	0.982	1.193	1.266	1.252	1.252	1.251	1.252	1.238	1.267	1.251	1.267	1.113	1	8	1
0.50-0.75	0.972	0.992	1.036	0.987	1.041	0.983	0.996	1	0.986	1.030	0.996	1.175	1.192	0.979	1.186	1.251	1.244	1.244	1.243	1.244	1.230	1.251	1.243	1.251	1.115	1.002	8	2
0.25-0.75	0.969	0.996	1	0.973	1.061	0.960	0.988	1.034	0.977	1.004	0.977	1.176	1.193	0.977	1.187	1.294	1.245	1.245	1.244	1.245	1.231	1.294	1.244	1.294	1.117	1.004	8	3
0.50-1	0.972	1.004	1.042	0.969	1.065	0.963	0.992	1.078	0.974	1	0.977	1.171	1.188	0.973	1.182	1.348	1.240	1.240	1.239	1.240	1.226	1.348	1.239	1.348	1.126	1.012	7	4
0-1	1.029	1.044	1.070	1.041	1.064	1.027	1.033	1.071	1.045	1.074	1.046	1.258	1.276	1.045	1.270	1	1.332	1.332	1.331	1.332	1.317	1.001	1.331	1.001	1.140	1.025	0	5
0.25-0.50	0.993	1	1.045	0.998	1.066	0.991	1.019	1.074	1.001	1.039	1.014	1.204	1.222	1.001	1.216	1.343	1.275	1.275	1.274	1.275	1.261	1.344	1.275	1.344	1.148	1.032	3	6
0.75-0.25	0.997	1.029	1.068	0.999	1.092	0.988	1.017	1.105	1.003	1.035	1	1.203	1.220	1.003	1.214	1.382	1.274	1.274	1.273	1.274	1.260	1.383	1.273	1.383	1.156	1.039	3	7
0.50-0.50	0.996	1.017	1.050	1.007	1.073	0.997	1	1.086	1.012	1.045	1.014	1.217	1.235	1.011	1.229	1.359	1.289	1.289	1.288	1.289	1.275	1.359	1.288	1.359	1.158	1.040	2	8
0.50-0	1.018	1.051	1.091	1.004	1.114	1.008	1.038	1.128	1	1.050	1.021	1.203	1.221	1.003	1.215	1.411	1.274	1.274	1.273	1.274	1.260	1.412	1.273	1.412	1.168	1.050	0	9
0.25-0	1.014	1.047	1.087	1	1.110	1.005	1.035	1.124	1.004	1.051	1.020	1.209	1.226	1.005	1.220	1.406	1.280	1.280	1.278	1.280	1.265	1.407	1.279	1.407	1.168	1.050	0	10
0.75-0	1.020	1.052	1.092	1.010	1.116	1.010	1.040	1.130	1.007	1.052	1.026	1.204	1.221	1	1.215	1.413	1.274	1.274	1.273	1.275	1.260	1.414	1.274	1.414	1.169	1.051	0	11
0.25-0.25	1	1.041	1.071	1.031	1.095	1.018	1.029	1.108	1.035	1.070	1.038	1.222	1.240	1.035	1.234	1.386	1.294	1.294	1.293	1.294	1.280	1.387	1.294	1.387	1.174	1.055	0	12
0.50-0.25	1.010	1.042	1.082	1.016	1.105	1	1.035	1.119	1.021	1.051	1.024	1.225	1.242	1.020	1.236	1.399	1.297	1.297	1.296	1.297	1.282	1.400	1.296	1.400	1.175	1.056	0	13
DENS	1.156	1.173	1.202	1.169	1.196	1.154	1.161	1.203	1.174	1.207	1.175	1.413	1.434	1.174	1.427	1.124	1.496	1.496	1.495	1.496	1.480	1	1.496	1	1.271	1.142	1	14
RoundRobin	1.159	1.176	1.205	1.172	1.199	1.157	1.164	1.206	1.177	1.210	1.178	1.417	1.437	1.177	1.430	1.126	1.500	1.500	1.499	1.500	1.484	1.003	1.499	1	1.274	1.145	0	15
0.75-0.50	1.669	1.723	1.789	1.646	1.827	1.653	1.703	1.850	1.640	1.717	1.674	1	1.016	1.637	1.020	2.314	1.059	1.059	1.058	1.059	1.047	2.315	1.058	2.315	1.535	1.380	0	16
0.75-0.75	1.722	1.777	1.845	1.698	1.885	1.706	1.757	1.908	1.692	1.771	1.727	1.032	1	1.689	1.011	2.387	1.044	1.044	1.043	1.044	1.032	2.388	1.043	2.388	1.568	1.409	0	17
0.75-1	1.762	1.819	1.888	1.737	1.929	1.745	1.798	1.953	1.731	1.812	1.767	1.056	1.023	1.728	1	2.442	1.049	1.049	1.048	1.049	1.037	2.444	1.048	2.444	1.598	1.436	0	18
1-1	5.286	5.455	5.663	5.211	5.787	5.235	5.392	5.857	5.193	5.435	5.301	3.166	3.069	5.184	3.000	7.326	1.012	1.012	1.013	1.011	1	7.330	1.011	7.330	4.262	3.830	0	19
1-0.75	5.654	5.835	6.058	5.574	6.190	5.599	5.768	6.265	5.554	5.814	5.670	3.387	3.283	5.545	3.208	7.836	1.004	1.003	1	1.005	1.070	7.840	1.002	7.840	4.542	4.082	0	20
1-0.50	5.719	5.902	6.127	5.638	6.261	5.663	5.834	6.337	5.618	5.881	5.735	3.426	3.321	5.609	3.245	7.926	1.002	1	1.011	1.001	1.082	7.930	0.999	7.930	4.592	4.126	1	21
1-0.25	5.816	6.002	6.231	5.734	6.367	5.760	5.933	6.445	5.714	5.981	5.832	3.484	3.377	5.704	3.301	8.061	1	1.017	1.029	1.001	1.100	8.065	0.999	8.065	4.667	4.195	1	22
Green	6.280	6.481	6.728	6.191	6.875	6.219	6.406	6.959	6.169	6.457	6.297	3.762	3.646	6.159	3.564	8.703	1.080	1.098	1.111	1.002	1.188	8.708	1	8.708	5.033	4.523	0	23
1-0	6.287	6.489	6.736	6.198	6.883	6.226	6.414	6.967	6.176	6.465	6.305	3.766	3.651	6.166	3.568	8.714	1.081	1.099	1.112	1	1.189	8.718	1.001	8.718	5.039	4.528	0	24



**Tabla 10.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga DIW.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	RandDENS	Green	RoundRobin	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
0.25-1	-0,043	-0,024	0,007	-0,028	0,000	-0,045	-0,037	0,015	-0,023	0,012	-0,022	0,193	0,208	-0,023	0,203	0,266	0,252	0,252	0,251	0,252	0,240	0,267	0,251	0,267	0,112	1	8	1
0.50-0.75	-0,038	-0,011	0,045	-0,019	0,051	-0,024	-0,005	0,000	-0,019	0,041	-0,006	0,185	0,200	-0,030	0,195	0,251	0,244	0,244	0,243	0,244	0,232	0,251	0,243	0,251	0,115	1,029	8	2
0.25-0.75	-0,043	-0,006	0,000	-0,035	0,076	-0,052	-0,016	0,043	-0,029	0,005	-0,029	0,186	0,201	-0,030	0,196	0,294	0,245	0,245	0,244	0,245	0,234	0,294	0,244	0,294	0,117	1,043	8	3
0.50-1	-0,038	0,005	0,054	-0,039	0,082	-0,052	-0,011	0,097	-0,034	0,000	-0,032	0,181	0,196	-0,034	0,191	0,348	0,240	0,240	0,239	0,240	0,229	0,348	0,239	0,348	0,127	1,130	7	4
0-1	0,037	0,057	0,087	0,052	0,080	0,035	0,043	0,088	0,058	0,092	0,058	0,273	0,288	0,057	0,283	0,000	0,332	0,332	0,331	0,332	0,321	0,001	0,331	0,001	0,149	1,326	0	5
0.25-0.50	-0,009	0,000	0,060	-0,003	0,082	-0,013	0,025	0,092	0,001	0,052	0,018	0,217	0,232	0,001	0,226	0,343	0,275	0,275	0,274	0,275	0,264	0,344	0,275	0,344	0,152	1,357	3	6
0.75-0.25	-0,004	0,039	0,089	-0,001	0,116	-0,017	0,024	0,131	0,004	0,047	0,000	0,215	0,230	0,004	0,225	0,382	0,274	0,274	0,273	0,274	0,263	0,383	0,273	0,383	0,162	1,442	3	7
0.50-0.50	-0,005	0,021	0,065	0,009	0,093	-0,004	0,000	0,108	0,015	0,056	0,018	0,230	0,245	0,014	0,240	0,359	0,289	0,289	0,288	0,289	0,278	0,359	0,288	0,359	0,163	1,452	2	8
0.25-0	0,020	0,063	0,112	0,000	0,140	0,006	0,047	0,155	0,005	0,064	0,026	0,221	0,236	0,007	0,231	0,406	0,280	0,280	0,279	0,280	0,268	0,407	0,279	0,407	0,176	1,568	0	9
0.50-0	0,025	0,068	0,117	0,005	0,145	0,011	0,052	0,160	0,000	0,063	0,029	0,215	0,230	0,005	0,225	0,411	0,274	0,274	0,273	0,274	0,263	0,407	0,274	0,412	0,176	1,568	0	10
0.75-0	0,027	0,070	0,120	0,013	0,147	0,014	0,055	0,163	0,010	0,071	0,033	0,216	0,231	0,000	0,226	0,413	0,274	0,274	0,274	0,275	0,263	0,407	0,274	0,414	0,178	1,588	0	11
0.25-0.25	0,000	0,052	0,092	0,040	0,120	0,023	0,039	0,135	0,045	0,087	0,049	0,236	0,251	0,044	0,246	0,386	0,294	0,294	0,293	0,294	0,283	0,407	0,294	0,387	0,182	1,625	0	12
0.50-0.25	0,014	0,057	0,106	0,021	0,134	0,000	0,046	0,149	0,026	0,068	0,034	0,238	0,253	0,026	0,248	0,400	0,297	0,297	0,296	0,297	0,285	0,407	0,296	0,400	0,183	1,630	0	13
DENS	0,202	0,221	0,252	0,217	0,245	0,200	0,207	0,253	0,222	0,257	0,223	0,438	0,453	0,222	0,448	0,165	0,496	0,496	0,496	0,496	0,485	0,407	0,496	0,000	0,300	2,672	1	14
RoundRobin	0,206	0,225	0,255	0,221	0,249	0,204	0,211	0,257	0,226	0,260	0,227	0,441	0,457	0,226	0,451	0,168	0,500	0,500	0,499	0,500	0,489	0,407	0,500	0,000	0,303	2,705	0	15
0.75-0.50	0,928	0,971	1,021	0,908	1,048	0,915	0,956	1,063	0,903	0,966	0,932	0,000	0,017	0,901	0,021	1,314	0,059	0,059	0,058	0,059	0,048	0,407	0,058	1,315	0,660	5,887	0	16
0.75-0.75	1,001	1,044	1,094	0,982	1,121	0,988	1,029	1,137	0,977	1,040	1,005	0,073	0,000	0,974	0,012	1,388	0,044	0,044	0,043	0,044	0,033	0,407	0,043	1,388	0,704	6,279	0	17
0.75-1	1,057	1,100	1,149	1,037	1,177	1,043	1,084	1,192	1,032	1,095	1,061	0,129	0,055	1,030	0,000	1,443	0,049	0,049	0,048	0,049	0,038	0,407	0,048	1,444	0,744	6,637	0	18
1-1	5,943	5,986	6,035	5,923	6,063	5,929	5,970	6,078	5,918	5,981	5,947	5,015	4,942	5,916	4,886	6,329	0,012	0,012	0,014	0,012	0,000	0,407	0,011	6,330	4,399	39,252	0	19
1-0.75	6,453	6,496	6,546	6,434	6,573	6,440	6,481	6,589	6,428	6,492	6,457	5,525	5,452	6,426	5,396	6,840	0,004	0,003	0,000	0,005	0,510	0,407	0,002	6,840	4,801	42,841	0	20
1-0.50	6,543	6,586	6,636	6,524	6,663	6,530	6,571	6,679	6,519	6,582	6,547	5,615	5,542	6,516	5,487	6,930	0,008	0,000	0,090	0,001	0,600	0,407	-0,001	6,930	4,876	43,509	1	21
1-0.25	6,678	6,721	6,771	6,659	6,798	6,665	6,706	6,814	6,653	6,717	6,682	5,750	5,677	6,651	5,621	7,065	0,000	0,135	0,225	0,001	0,735	0,407	-0,001	7,065	4,994	44,559	1	22
Green	7,321	7,364	7,414	7,301	7,441	7,308	7,349	7,456	7,296	7,359	7,325	6,393	6,320	7,294	6,264	7,707	0,643	0,778	0,868	0,002	1,378	0,407	0,000	7,708	5,583	49,816	0	23
1-0	7,332	7,375	7,424	7,312	7,452	7,318	7,359	7,467	7,307	7,370	7,336	6,404	6,330	7,305	6,275	7,718	0,653	0,788	0,878	0,000	1,389	0,407	0,011	7,718	5,593	49,907	0	24

**Tabla 11.** Comparación de las estrategias S-ACCURATE utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga DIW. La configuración 0.25-1 es la primera en ambos rankings.

Estrategias	0.25-0.25	0.25-0.50	0.25-0.75	0.25-0	0.25-1	0.50-0.25	0.50-0.50	0.50-0.75	0.50-0	0.50-1	0.75-0.25	0.75-0.50	0.75-0.75	0.75-0	0.75-1	0-1	1-0.25	1-0.50	1-0.75	1-0	1-1	RandDENS	Green	RoundRobin	Promedio	Ranking	
0.25-0.25	1	0	0	0	0	0,60	0	0	0	0	0	0	0	0,20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,08	18
0.25-0.50	1	1	0	1	0	1	0,50	0	0,75	0	0	0	0	0,80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,25	5
0.25-0.75	1	1	1	1	0	1	1	0,33	1	0,33	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,40	2
0.25-0	0,67	0	0	1	0	0,60	0	0	0	0	0	0	0	0,40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,11	12
0.25-1	1	1	0,67	1	1	1	1	0,33	1	0,33	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,43	1
0.50-0.25	0,50	0	0	0,20	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0,20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,08	17
0.50-0.50	1	0,50	0	0,60	0	1	1	0	0,50	0	0,33	0	0	0,60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,23	6
0.50-0.75	1	1	0,67	1	0	1	1	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,40	2
0.50-0	0,67	0	0	0,60	0	0,60	0,50	0	1	0	0	0	0	0,40	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,16	7
0.50-1	1	0,75	0	1	0	1	1	0,67	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,39	3
0.75-0.25	1	0,25	0	1	0	1	0,50	0	0,75	0	1	0	0	0,80	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,26	4
0.75-0.50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0,14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,05	20
0.75-0.75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,67	1	0	0,29	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,08	16
0.75-0	0,67	0	0	0,40	0	0,40	0,50	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,12	11
0.75-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,67	0,50	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,09	14
0-1	0,17	0,25	0,33	0	0	0,40	0	0	0	0	0	0	0	0,20	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,10	13
1-0.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0,17	0,40	0	0,60	0	1	0	0,13	9	
1-0.50	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,20	1	0,40	0	0,80	0	1	0	0,14	8	
1-0.75	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,20	0	1	0	0,80	0	0	0	0,08	15	
1-0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,40	0,50	0,40	1	0,20	0	0,50	0	0,13	10	
1-1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0,04	21	
DENS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0,08	15
Green	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,20	0	1	0	0	0,05	19
RoundRobin	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0,04	21
Promedio	0,44	0,24	0,11	0,37	0,04	0,44	0,29	0,10	0,29	0,07	0,22	0,10	0,06	0,36	0,06	0,04	0,08	0,07	0,09	0,04	0,15	0,04	0,15	0,08			
Ranking	19	14	10	17	1	18	15	9	15	4	13	9	3	16	2	1	6	5	8	1	12	1	11	7			

En la siguiente tabla mostramos el hipervolumen de cada estrategia. Esta es la única técnica de comparación para la cual la estrategia 0.25-1 no es la primera, ocupa la séptima posición.

**Tabla 12.** Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga DIW.

<b>Estrategias S-ACCURATE</b>	<b>Valores</b>	<b>Degradación</b>	<b>Ranking</b>
0.75-0.50	11.92982	1	1
0.75-0.75	11.92552	1.000360571	2
0.75-1	11.82461	1.008897545	3
0.50-0.75	11.75349	1.015002352	4
0.25-0.75	11.69209	1.02033255	5
0.50-1	11.67405	1.021909277	6
0.25-1	11.66714	1.022514515	7
0.25-0.50	11.34873	1.051203086	8
0.75-0.25	11.31746	1.054107547	9
0.50-0	11.27764	1.057829475	10
0.75-0	11.27165	1.058391629	11
0.25-0	11.23423	1.061917016	12
0-1	11.22884	1.062426751	13
0.50-0.50	11.2052	1.06466819	14
0.25-0.25	11.11817	1.073002122	15
0.50-0.25	11.08438	1.076273098	16
DENS	9.64752	1.236568313	17
RoundRobin	9.61079	1.241293258	18
1-1	4.87788	2.44569722	19
1-0.75	4.14867	2.875571447	20
1-0.50	4.01437	2.971774443	21
1-0.25	3.81371	3.128134573	22
Green	2.85254	4.182168619	23
1-0	2.83903	4.20206274	24

La configuración 0.25-1 es la mejor según las métricas de indicador binario y cubrimiento de conjuntos. En el caso del hipervolumen la estrategia en el 0.75-0.5 es la primera y tiene un valor solo 1.023 veces mejor que 0.25-1.

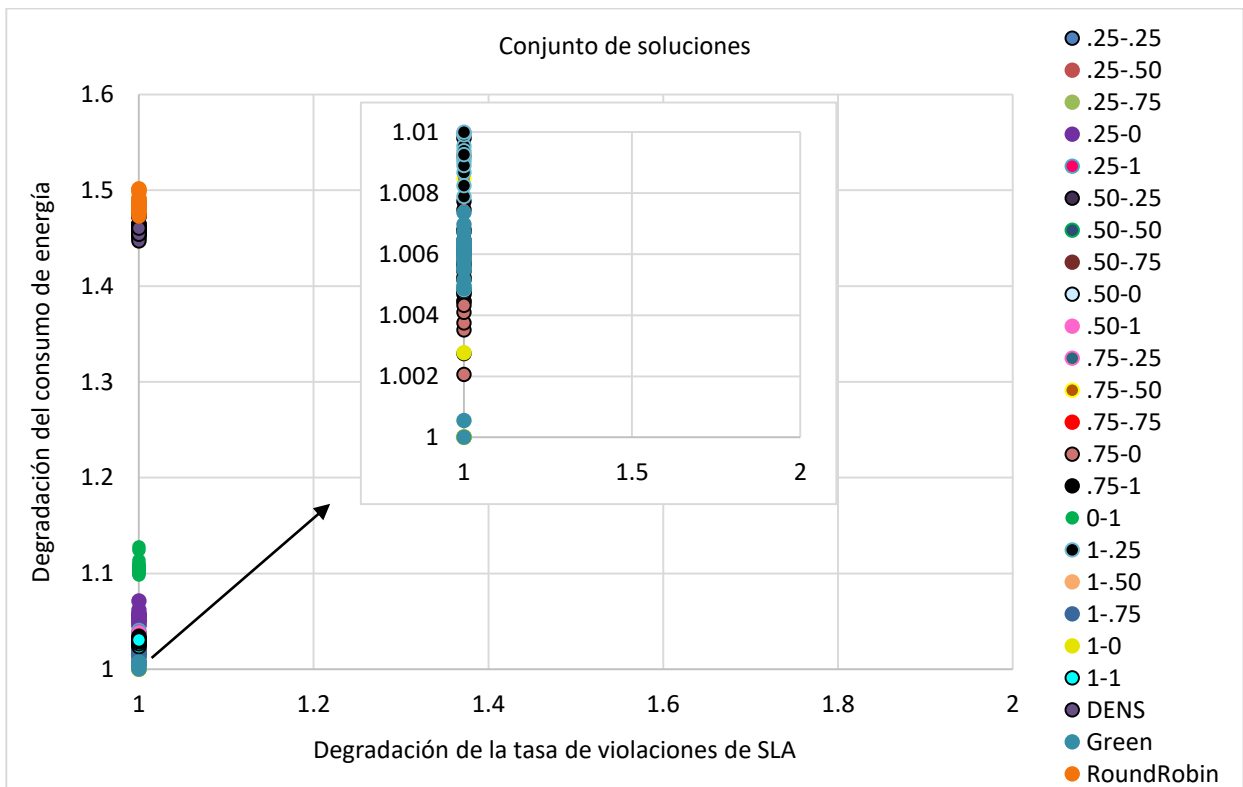
Como conclusión no es posible determinar con certeza a una estrategia como la mejor, ya que ninguna logra ser la primera para todas las métricas y además que la mejor para cada métrica no es estadísticamente superior al menos a la segunda y la tercera. Para comparar con A-ACCURATE seleccionamos las siguientes configuraciones: 0.25-1, por ser la primera en tres métricas y 0.75-0.5 por

tener el mejor hipervolumen. En A-ACCURATE cuando se detecte que se debe balancear la red se usará la configuración 0.25-1.

### 3.1.3 Experimentos para el tipo de carga HPC

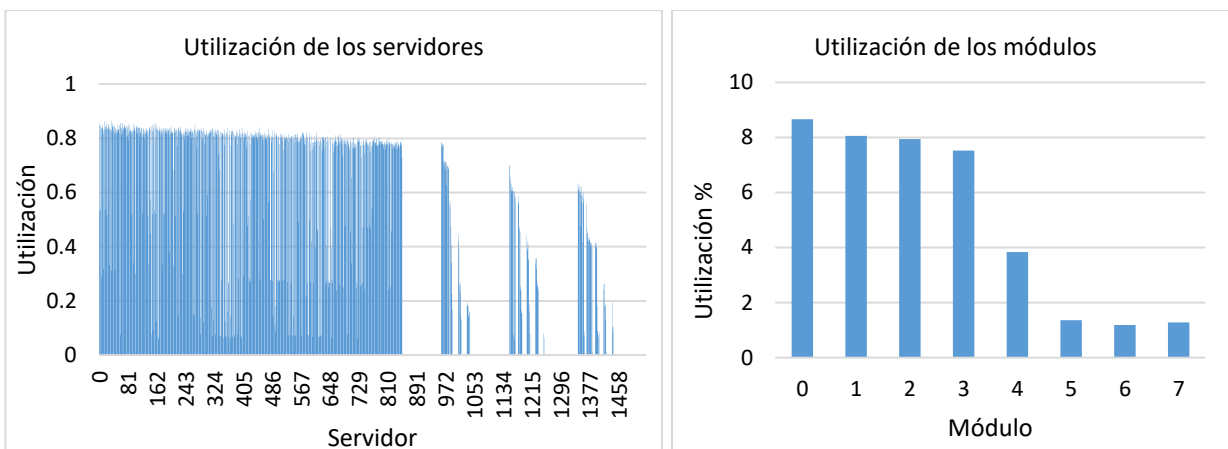
Los trabajos para el tipo de carga HPC requieren, como promedio, una velocidad de  $5 \times 10^{-2}$  MIPS y los datos de salida se deben transmitir a una velocidad mayor o igual a 0.48 Mbps. De forma aleatoria fueron generadas 30 cargas de tipo HPC con las que se realizaron los experimentos.

En la Figura 19 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) para un tipo de carga HPC. Como se puede observar en la figura, para ninguna estrategia se producen violaciones de SLA, es por esto que para este tipo de carga se hace un análisis monobjetivo, considerando solo el consumo normalizado de energía.

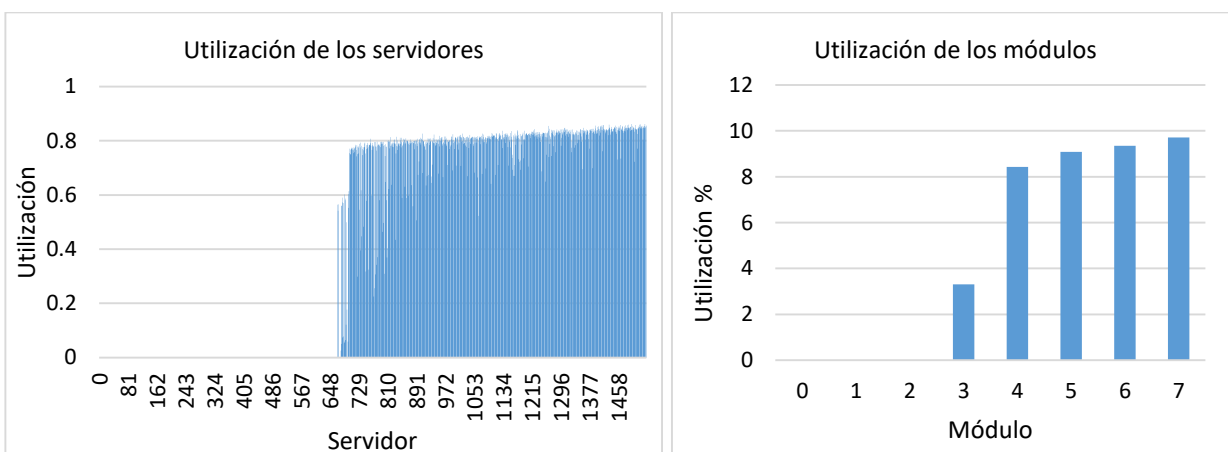


**Figura 19.** Conjunto de soluciones normalizados de las configuraciones de S-ACCURATE, por degradación en desempeño, para carga HPC.

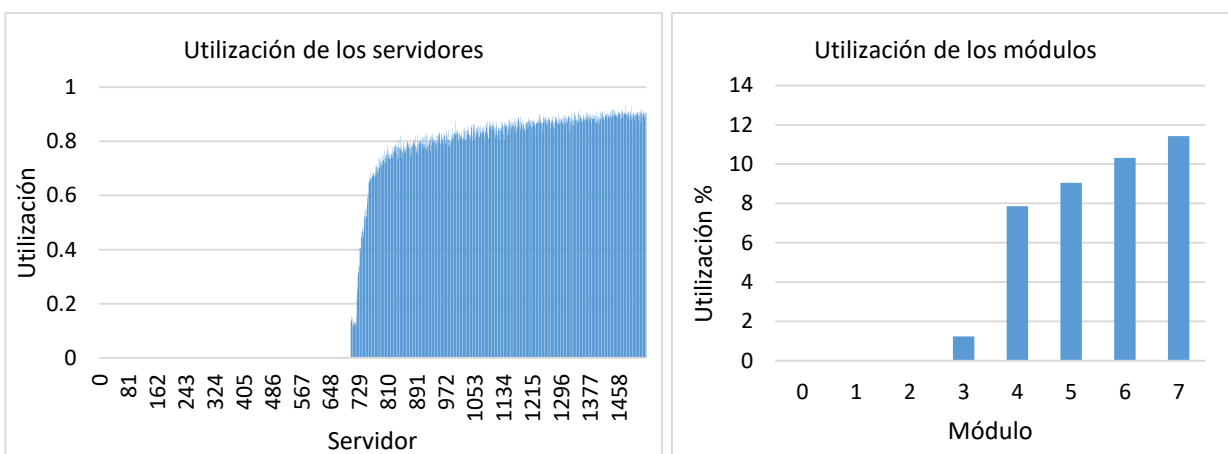
En la Figura 20 se muestra el promedio de la utilización de los servidores y de los módulos de las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 frente a una carga del tipo HPC.



a) 0.25-1. Consumo de energía: 4442.4 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0



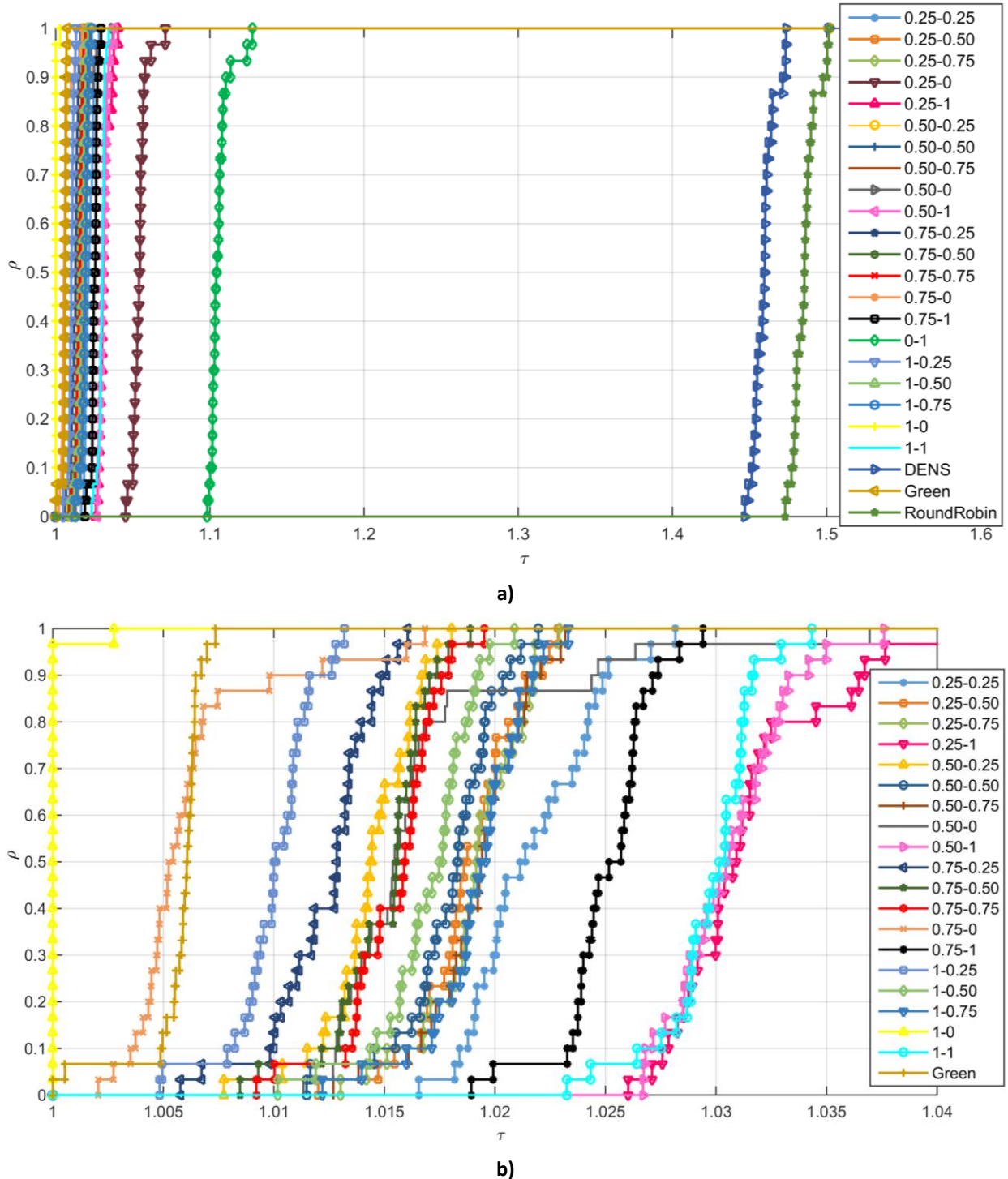
b) 0.75-0.75. Consumo de energía: 4349.9 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0



c) 1-0. Consumo de energía: 4306.7 Wh. Tasa de violaciones del SLA: 0

**Figura 20.** Utilización promedio de los servidores y de los módulos para las configuraciones 0.25-1, 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE, frente a una carga del tipo HPC.

En la Figura 21 a) y b) se muestra el perfil de desempeño del consumo de energía de las 24 estrategias. La configuración 1-0 tiene la mayor probabilidad de ser la que menos consume, un poco más del 95%. Excepto la configuración 0.25-0, 0-1, DENS y RoundRobin, el resto es a lo más un 5% peor que el mejor caso con una probabilidad de 1.



**Figura 21.** Perfil de desempeño del consumo de energía para el tipo de carga HPC. En a) se observa el desempeño de todas las estrategias. En b) se limita  $\tau$  al intervalo  $[1, 1.04]$  para mostrar con más detalle el perfil de desempeño de las primeras estrategias.

### 3.1.4 Conclusiones de S-ACCURATE

Las mejores configuraciones de S-ACCURATE para los tipos de carga Balanceada, DIW y HPC fueron 0.75-0.75, 0.25-1 y 1-0, respectivamente. Estas configuraciones también tienen mejor comportamiento frente a las cargas diseñadas, que las estrategias del estado del arte con las que las comparamos: DENS, RoundRobin y Green.

Para seleccionar la mejor configuración considerando las cargas HPC y DIW, nos centraremos sólo en el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y en el hipervolumen para el caso de DIW. Para el caso de cargas HPC la mayoría es a lo más un 5% peor que la mejor, así que debe tener más peso el análisis de las configuraciones frente a cargas DIW. En la Tabla 13 se muestra la degradación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y del hipervolumen, así como el promedio de estos dos valores.

**Tabla 13.** Degradación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y el hipervolumen considerando los tipos de carga HPC y DIW.

Estrategias S-ACCURATE	Degradación Indicador binario multiplicativo	Degradación Hipervolumen	Degradación promedio	Ranking
0.50-0.75	1.002	1.015002352	1.008	1
0.25-1	1.000	1.022514515	1.011	2
0.25-0.75	1.004	1.02033255	1.012	3
0.50-1	1.012	1.021909277	1.017	4
0.25-0.50	1.032	1.051203086	1.041	5
0-1	1.025	1.062426751	1.044	6
0.75-0.25	1.039	1.054107547	1.047	7
0.50-0.50	1.040	1.06466819	1.053	8
0.50-0	1.050	1.057829475	1.054	9
0.75-0	1.051	1.058391629	1.055	10
0.25-0	1.050	1.061917016	1.056	11
0.25-0.25	1.055	1.073002122	1.064	12
0.50-0.25	1.056	1.076273098	1.066	13
DENS	1.142	1.236568313	1.189	14
0.75-0.50	1.380	1	1.190	15
RoundRobin	1.145	1.241293258	1.193	16
0.75-0.75	1.409	1.000360571	1.205	17
0.75-1	1.436	1.008897545	1.223	18
1-1	3.830	2.44569722	3.138	19
1-0.75	4.082	2.875571447	3.479	20
1-0.50	4.126	2.971774443	3.549	21
1-0.25	4.195	3.128134573	3.661	22
Green	4.523	4.182168619	4.353	23
1-0	4.528	4.20206274	4.365	24

Se observa que las 4 primeras configuraciones tienen una degradación promedio menor que el 2%, la segunda es 0.25-1, pero hay que recordar que se consideró solo el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y el hipervolumen. Si vemos la Figura 21 b) vemos que 0.5-0.75 y 0.25-0.75 tiene un comportamiento muy parecido y que son ligeramente mejores que 0.25-1 y 0.5-1. Seleccionamos la configuración 0.5-0.75 como la de mejor resultado combinando las cargas HPC y DIW, aunque estadísticamente estas 4 analizadas son similares. Para evaluar el comportamiento de A-ACCURATE utilizaremos las configuraciones 0.75-0.75, 0.25-1, 1-0 y 0.5-0.75.

## 3.2 A-ACCURATE

De acuerdo a los resultados obtenidos para S-ACCURATE, la estrategia A-ACCURATE utiliza las configuraciones 1-0 y 0.25-1 (las mejores frente a cargas HPC y DIW). La primera configuración se usa cuando no es necesario balancear la carga del centro de datos y la segunda para cuando sí lo es.

Diseñamos dos variantes de A-ACCURATE: Am-ACCURATE y Aa-ACCURATE, las cuales se diferencian en el criterio de adaptación para cambiar de una configuración a la otra. La primera variante cambia de la configuración 1-0 a 0.25-1 cuando la utilización de un módulo alcanza el 90% y cambia de 0.25-1 a 1-0 cuando baja al 85%. En la segunda variante se cambia de 1-0 a 0.25-1 cuando el promedio de las utilidades de los módulos, que están transmitiendo datos, alcanza el 90% y de 0.25-1 a 1-0 cuando baja al 85%.

Para evaluar A-ACCURATE se utilizaron 4 tipos de carga de trabajo DIW-HPC, HPC-DIW, DIW y HPC. Las primeras dos se forman a partir de DIW y HPC, en la primera mitad de la simulación serán de un tipo y en la segunda del otro.

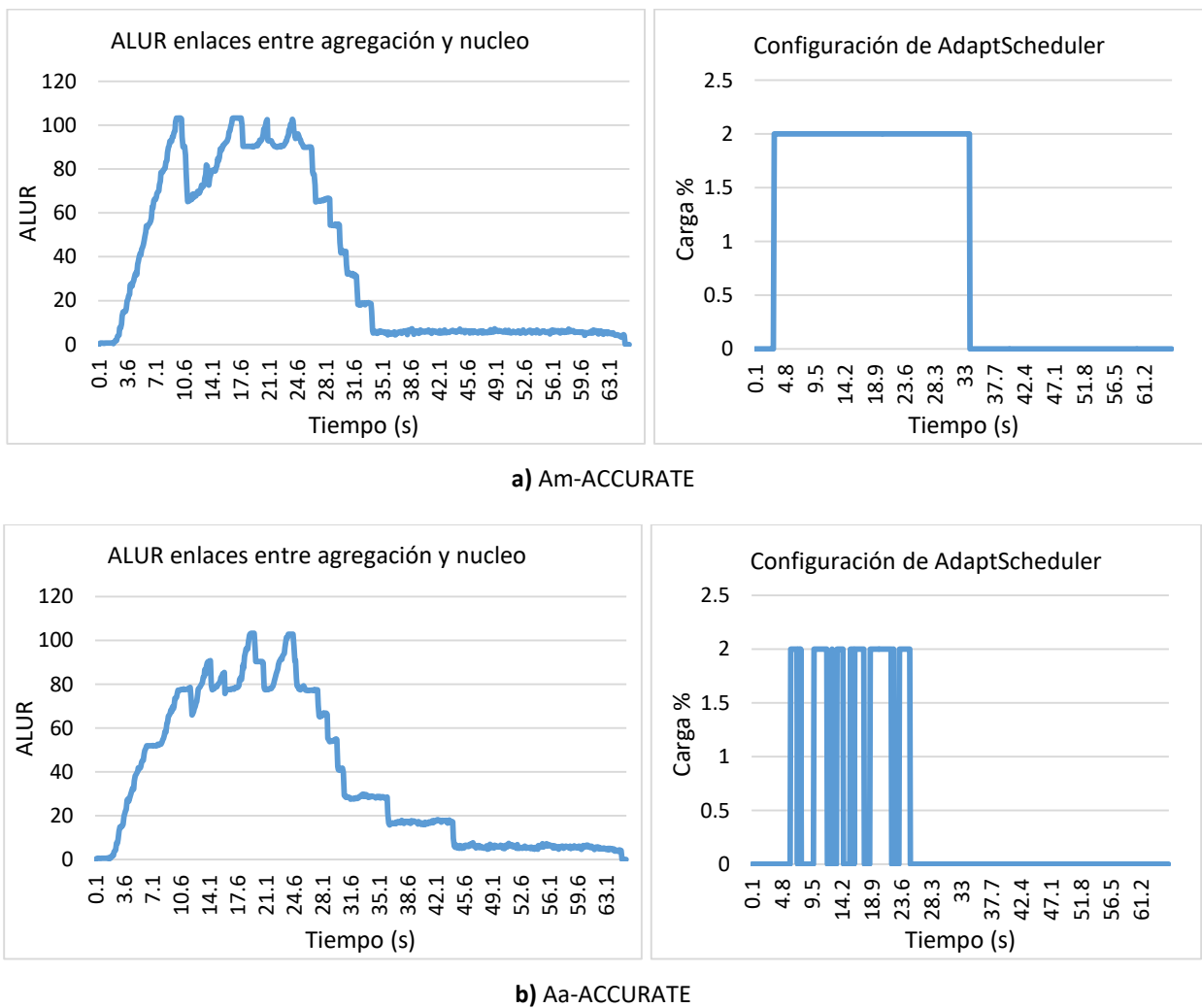
### 3.2.1 Experimentos para tipo de carga DIW-HPC

Las cargas de tipo DIW-HPC se comportan la primera mitad de la simulación como una carga DIW y la segunda como una HPC. De forma aleatoria fueron generadas 30 cargas de este tipo con las que se realizaron los experimentos.



En la Figura 22 se muestra, para las dos versiones de A-ACCURATE, el comportamiento en el tiempo del promedio de la razón de utilización del enlace o ALUR (Average Link Utilization Ratio) (Fiandrino et al., 2015) de los enlaces entre la capa de agregación y la capa núcleo y además la configuración en la que trabaja el A-ACCURATE, siendo 0 la configuración para ahorrar energía (1-0) y 2 la configuración para balancear la red (0.25-1). Estos datos corresponden a una de las 30 carga de trabajo.

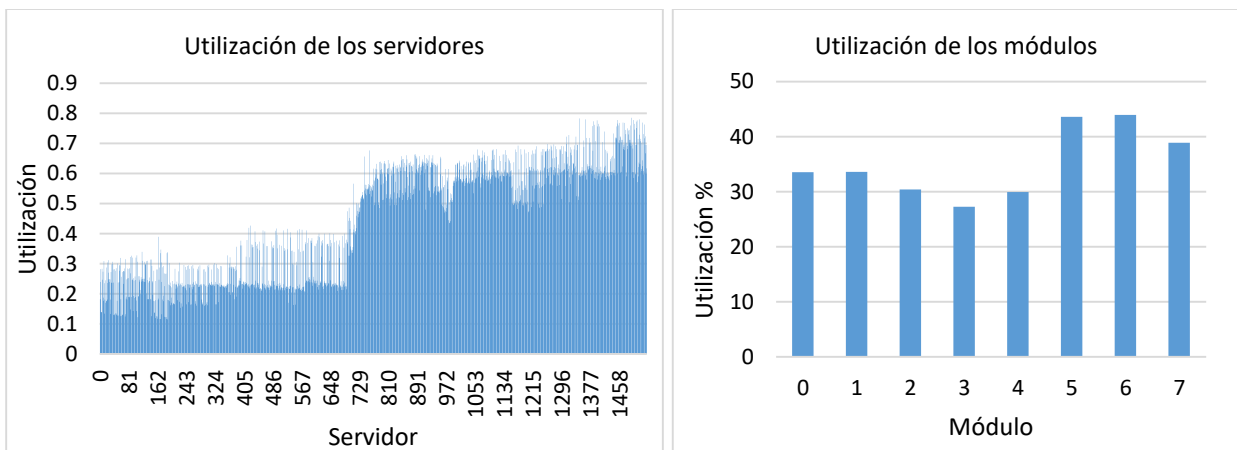
Para el caso de la Figura 22 se puede observar que para Aa-ACCURATE los enlaces en la segunda mitad de la simulación tienen mayor utilización que en Am-ACCURATE. Esto se debe a que A-ACCURATE- Mean está menos tiempo en la configuración que balancea la red y por lo tanto transmite los datos de forma más lenta (un enlace menos cargado transmite más rápido que uno con mayor utilización), lo cual no quiere decir que se cometan violaciones de SLA.



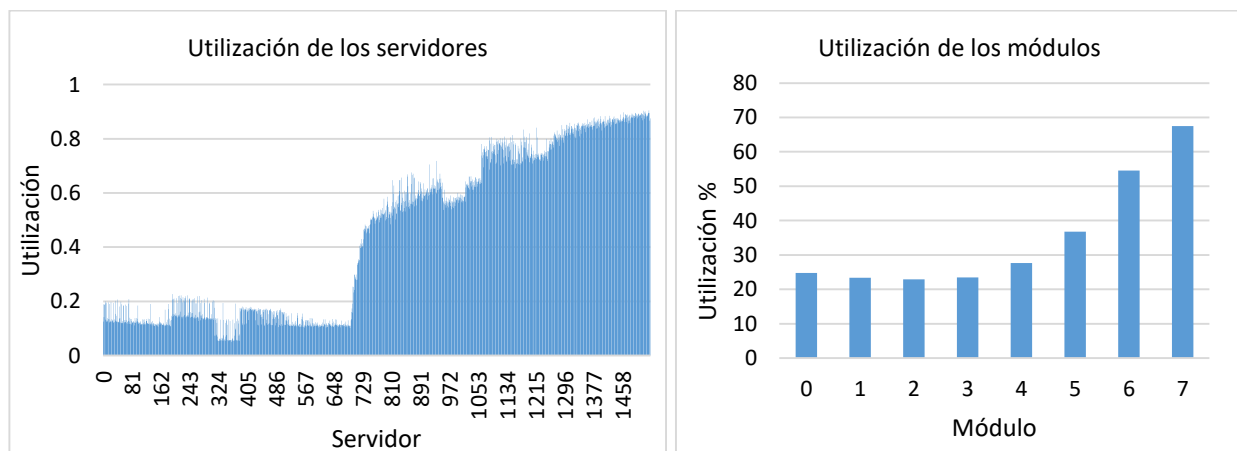
**Figura 22.** Comportamiento del ALUR con respecto al tiempo para los enlaces entre la capa de agregación y la capa núcleo y cambios de configuración con respecto al tiempo para Am-ACCURATE y Aa-ACCURATE para una carga del tipo DIW-HPC.

En la Figura 23 se muestra el promedio de la utilización de los servidores y de los módulos para las dos versiones de A-ACCURATE frente a una carga del tipo DIW-HPC. En la Figura 24 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. Cada solución se caracteriza por su consumo de energía y la tasa de violaciones de SLA. Por cada estrategia tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo.

En la Figura 25 se presentan las aproximaciones al frente de Pareto de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. En la Tabla 14, Tabla 15, Tabla 16 y Tabla 17 se muestra la evaluación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo, del aditivo, del cubrimiento de conjuntos y del hipervolumen, respectivamente.



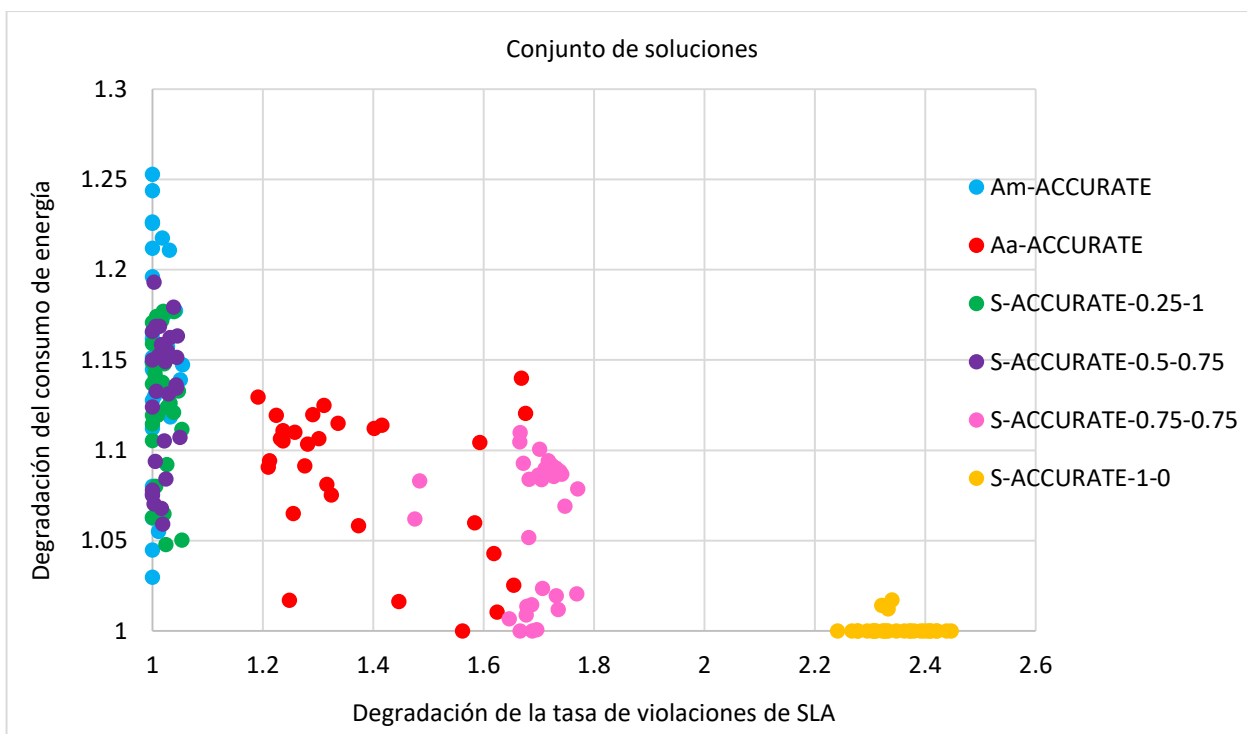
a) Am-ACCURATE. Consumo de energía: 4869.7. Tasa de violaciones del SLA: 0.11



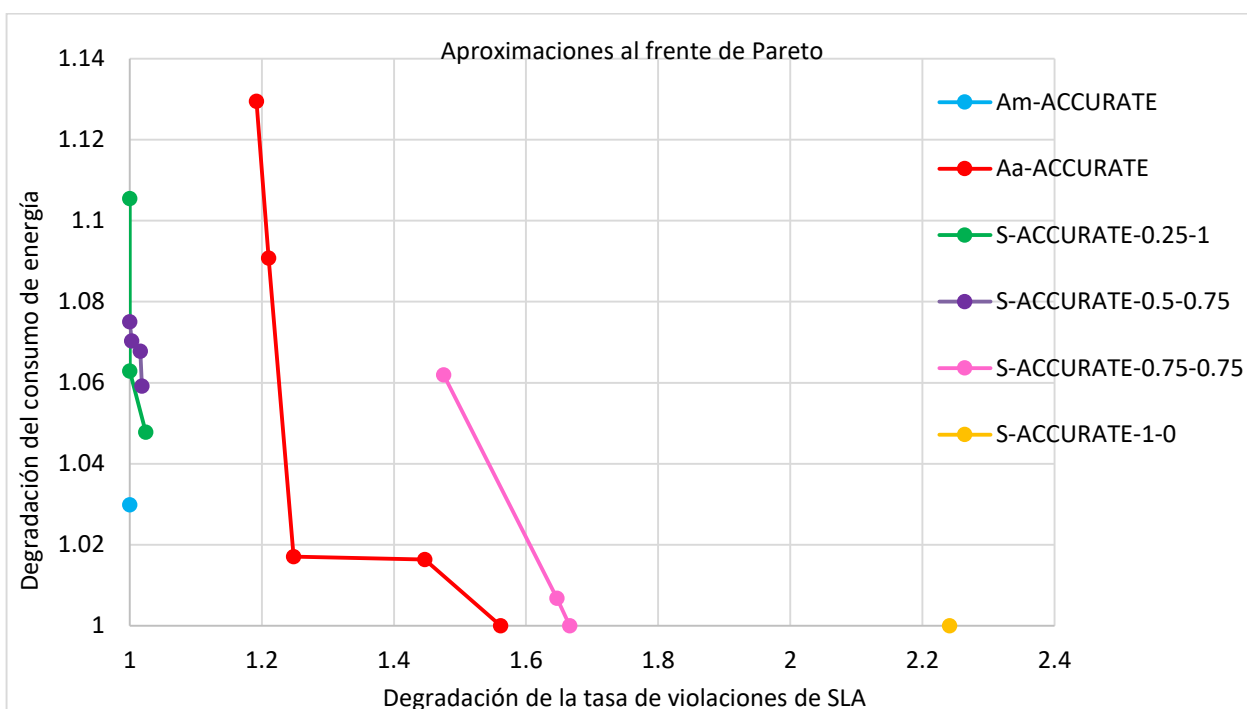
a) Aa-ACCURATE. Consumo de energía: 4764.3. Tasa de violaciones del SLA: 0.245

**Figura 23.** Utilización promedio de los servidores y de los módulos para Am-ACCURATE y Aa-ACCURATE frente a una carga del tipo DIW-HPC.

El ranking obtenido para el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo es igual al obtenido para el aditivo. El primer lugar lo ocupa Am-ACCURATE y a pesar de que Aa-ACCURATE ocupa el cuarto puesto con respecto al promedio del indicador binario, es junto con Am-ACCURATE la estrategia que más domina con 2. En el caso del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo la diferencia entre la primera estrategia y la tercera es menos del 3%, lo que ni la segunda ni la tercera logran dominar a ninguna estrategia.



**Figura 24.** Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW-HPC.



**Figura 25.** Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW-HPC.

**Tabla 14.** Comparación de las estrategias utilizando el Indicador binario multiplicativo para el tipo de carga DIW-HPC.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.5-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
<b>Am-ACCURATE</b>	1	1.030	1	1	1.030	1.030	1.015	1	2	1
<b>S-ACCURATE-0.25-1</b>	1.024	1.048	1	1.004	1.048	1.048	1.029	1.013	0	2
<b>S-ACCURATE-0.5-0.75</b>	1.029	1.059	1.011	1	1.059	1.059	1.036	1.021	0	3
<b>Aa-ACCURATE</b>	1.192	1	1.192	1.192	1	1	1.096	1.080	2	4
<b>S-ACCURATE-0.75-0.75</b>	1.475	1.238	1.475	1.475	1	1	1.277	1.259	1	5
<b>S-ACCURATE-1-0</b>	2.241	1.881	2.241	2.241	1.519	1	1.854	1.827	0	6

**Tabla 15.** Comparación de las estrategias utilizando el Indicador binario aditivo para el tipo de carga DIW-HPC.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE -0.25-1	S-ACCURATE-0.5-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
<b>Am-ACCURATE</b>	0	0.030	0	0	0.030	0.030	0.015	1	2	1
<b>S-ACCURATE-0.25-1</b>	0.024	0.048	0	0.004	0.048	0.048	0.029	1.915	0	2
<b>S-ACCURATE-0.5-0.75</b>	0.029	0.059	0.011	0	0.059	0.059	0.036	2.440	0	3
<b>Aa-ACCURATE</b>	0.192	0	0.192	0.192	0	0	0.096	6.426	2	4
<b>S-ACCURATE-0.75-0.75</b>	0.475	0.284	0.475	0.475	0	0	0.285	19.100	1	5
<b>S-ACCURATE-1-0</b>	1.241	1.049	1.241	1.241	0.766	0	0.923	61.896	0	6

En la técnica de cubrimiento de conjuntos (Tabla 16) se ve que Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings, por lo que es la primera de forma general; esto reafirma el resultado de la clasificación de las estrategias utilizando el indicador binario. Aa-ACCURATE es segundo en ambos rankings y de manera general.

En el hipervolumen (Tabla 17), vemos que Am-ACCURATE ocupa nuevamente la primera posición. Aa-ACCURATE ocupa la cuarta.

Am-ACCURATE ocupa la primera posición frente a cargas del tipo DIW-HPC en todas las técnicas que utilizamos para comparar frentes. Aa-ACCURATE ocupa la segunda en una técnica y en las demás la cuarta, siendo un 8% peor que Am-ACCURATE.

**Tabla 16.** Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga DIW-HPC. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings.

Estrategias	Aa-ACCURATE	Am-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.5-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Ranking	Ranking Combinado
Aa-ACCURATE	1	0.400	1	1	0.333	0.000	0.456	1	1
Am-ACCURATE	0.000	1	0.000	0.000	1	1	0.333	2	2
S-ACCURATE-0.25-1	0.000	0.400	1	0.500	0.333	0.000	0.206	3	3
S-ACCURATE-0.5-0.75	0.000	0.400	0.333	1	0.333	0.000	0.178	4	4
S-ACCURATE-0.75-0.75	0.000	0.000	0.000	0.000	1	1	0.167	5	5
S-ACCURATE-1-0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	1	0.000	6	6
Promedio	0.000	0.200	0.222	0.250	0.333	0.333			
Ranking	1	2	3	4	5	5			

**Tabla 17.** Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga DIW-HPC.

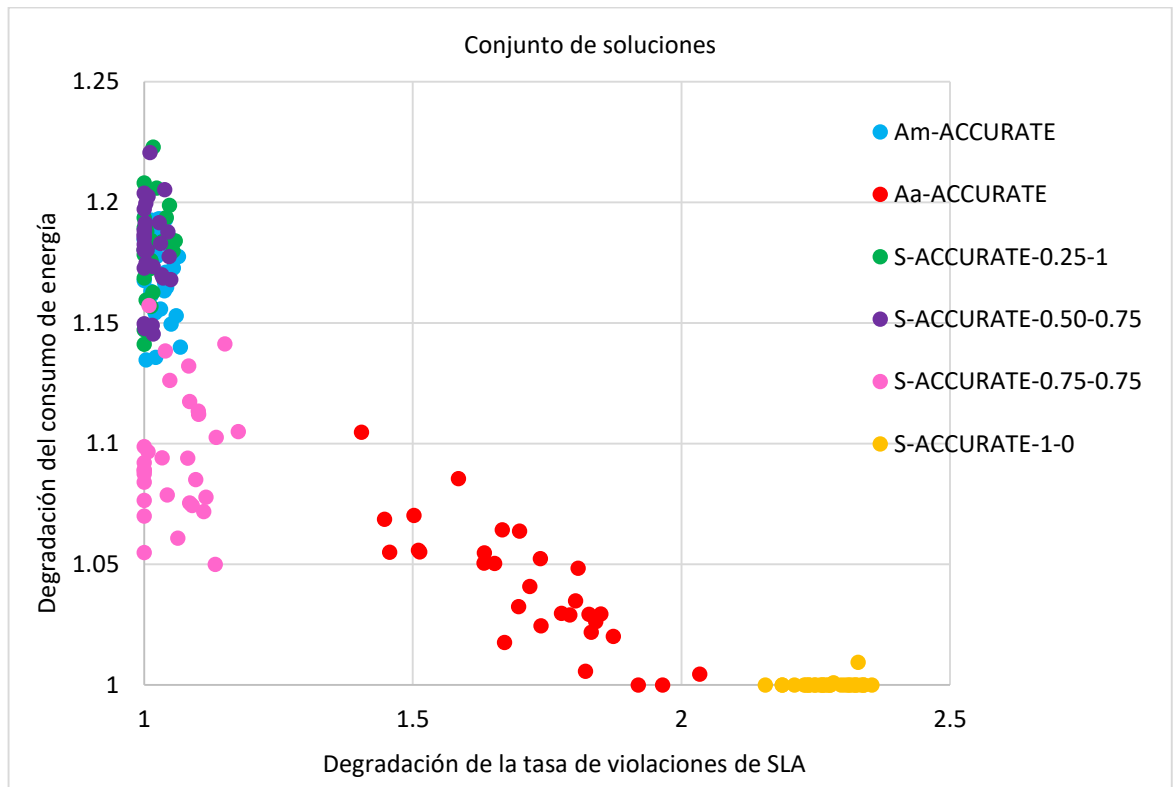
Estrategias	Valores	Degradación	Ranking
Am-ACCURATE	2.464	1	1
S-ACCURATE-0.25-1	2.424	1.017	2
S-ACCURATE-0.5-0.75	2.398	1.028	3
Aa- ACCURATE	2.304	1.07	4
S-ACCURATE-0.75-0.75	1.984	1.242	5
S-ACCURATE-1-0	1.129	2.182	6

### 3.2.2 Experimentos para tipo de carga HPC- DIW

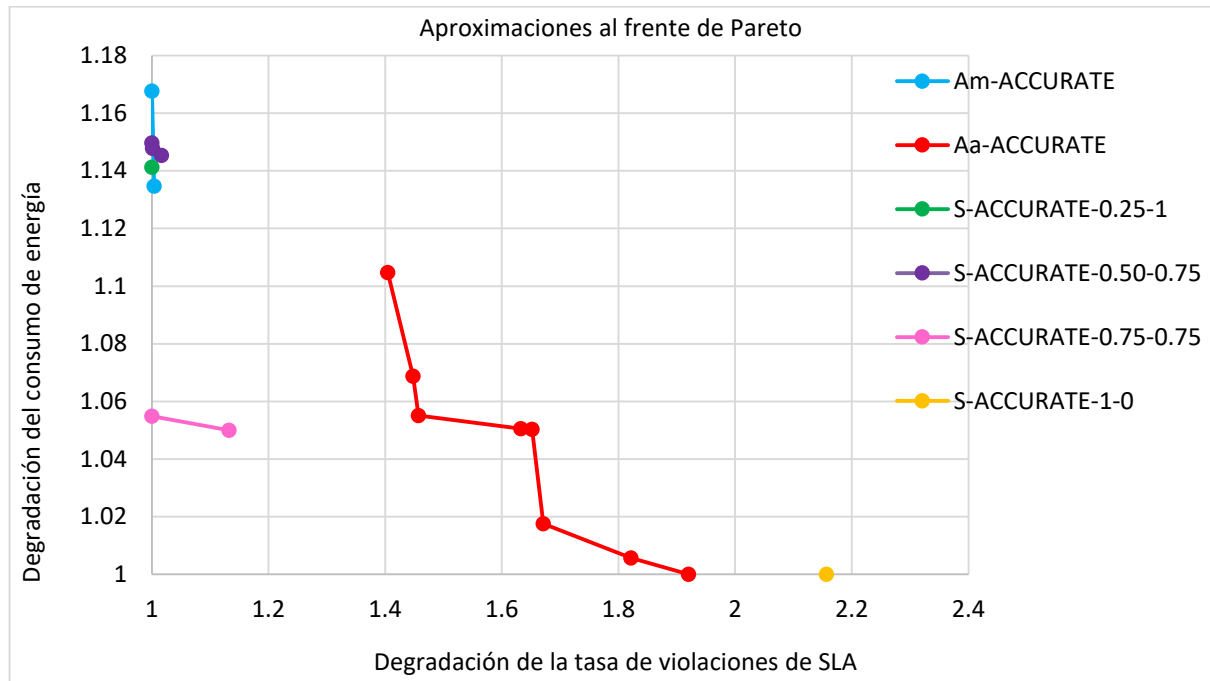
Las cargas de tipo HPC-DIW se comportan la primera mitad de la simulación como una carga HPC y la segunda como una DIW. De forma aleatoria fueron generadas 30 cargas de este tipo con las que se realizaron los experimentos.

En la Figura 26 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. Cada solución se caracteriza por su consumo de energía y la tasa de violaciones de SLA. Por cada estrategia tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo.

En la Figura 27 se presentan las aproximaciones al frente de Pareto de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. En la Tabla 18, Tabla 19, Tabla 20 y Tabla 21 se muestran la evaluación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo, del aditivo, del hipervolumen y del cubrimiento de conjuntos, respectivamente.



**Figura 26.** Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC- DIW.



**Figura 27.** Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC-DIW.

El ranking obtenido para el indicador binario multiplicativo es igual al obtenido para el aditivo (Tabla 18 y Tabla 19). El primer lugar lo ocupa la configuración 0.75-0.75 de S-ACCURATE, Am-ACCURATE ocupa el segundo siendo un 4% peor que 0.75-0.75, pero no domina a ninguna estrategia y 0.75-0.75 domina a 3. Aa-ACCURATE ocupa el quinto puesto y es un 27% peor que el primero con respecto al promedio del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo.

En el hipervolumen (Tabla 20), configuración 0.75-0.75 ocupa la primera posición siendo un 8% mejor que Am-ACCURATE, que ocupa la segunda posición. En la técnica de cubrimiento de conjuntos (Tabla 21) la configuración 0.75-0.75 es nuevamente la primera y es en la única técnica que Am-ACCURATE no es la segunda. Aa-ACCURATE y la configuración 0.25-1 ocupan la segunda y tercera posición respectivamente.



**Tabla 18.** Comparación de las estrategias utilizando el Indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo para el tipo de carga HPC-DIW.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.50-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
S-ACCURATE-0.75-0.75	1	1.050	1	1	1	1.050	1.017	1	3	1
Am-ACCURATE	1	1.135	1.004	1.004	1.081	1.135	1.060	1.042	0	2
S-ACCURATE-0.25-1	1.006	1.141	1	1	1.087	1.141	1.063	1.045	1	3
S-ACCURATE-0.50-0.75	1.012	1.145	1.006	1	1.091	1.145	1.066	1.049	0	4
Aa-ACCURATE	1.405	1	1.405	1.405	1.405	1	1.270	1.249	1	5
S-ACCURATE-1-0	2.157	1.535	2.157	2.157	2.157	1	1.860	1.830	0	6

**Tabla 19.** Comparación de las estrategias utilizando el Indicador- $\epsilon$  binario aditivo para el tipo de carga HPC-DIW.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.50-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
S-ACCURATE-0.75-0.75	0.000	0.050	0.000	0.000	0.000	0.050	0.017	1	3	1
Am-ACCURATE	0.000	0.135	0.004	0.004	0.085	0.135	0.060	3.623	0	2
S-ACCURATE-0.25-1	0.007	0.141	0.000	0.000	0.091	0.141	0.063	3.807	1	3
S-ACCURATE-0.50-0.75	0.013	0.145	0.007	0.000	0.095	0.145	0.068	4.061	0	4
Aa-ACCURATE	0.405	0.000	0.405	0.405	0.405	0.000	0.270	16.210	1	5
S-ACCURATE-1-0	1.157	0.752	1.157	1.157	1.157	0.000	0.896	53.847	0	6

**Tabla 20.** Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga HPC-DIW.

Estrategias	Valores	Degradación	Ranking
S-ACCURATE-0.75-0.75	2.40979	1	1
Am-ACCURATE	2.227514	1.08182935	2
S-ACCURATE-0.25-1	2.213579	1.08863967	3
S-ACCURATE-0.50-0.75	2.204534	1.09310644	4
Aa-ACCURATE	2.025558	1.18969192	5
S-ACCURATE-1-0	1.167666	2.063767	6

**Tabla 21.** Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga HPC-DIW. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings.

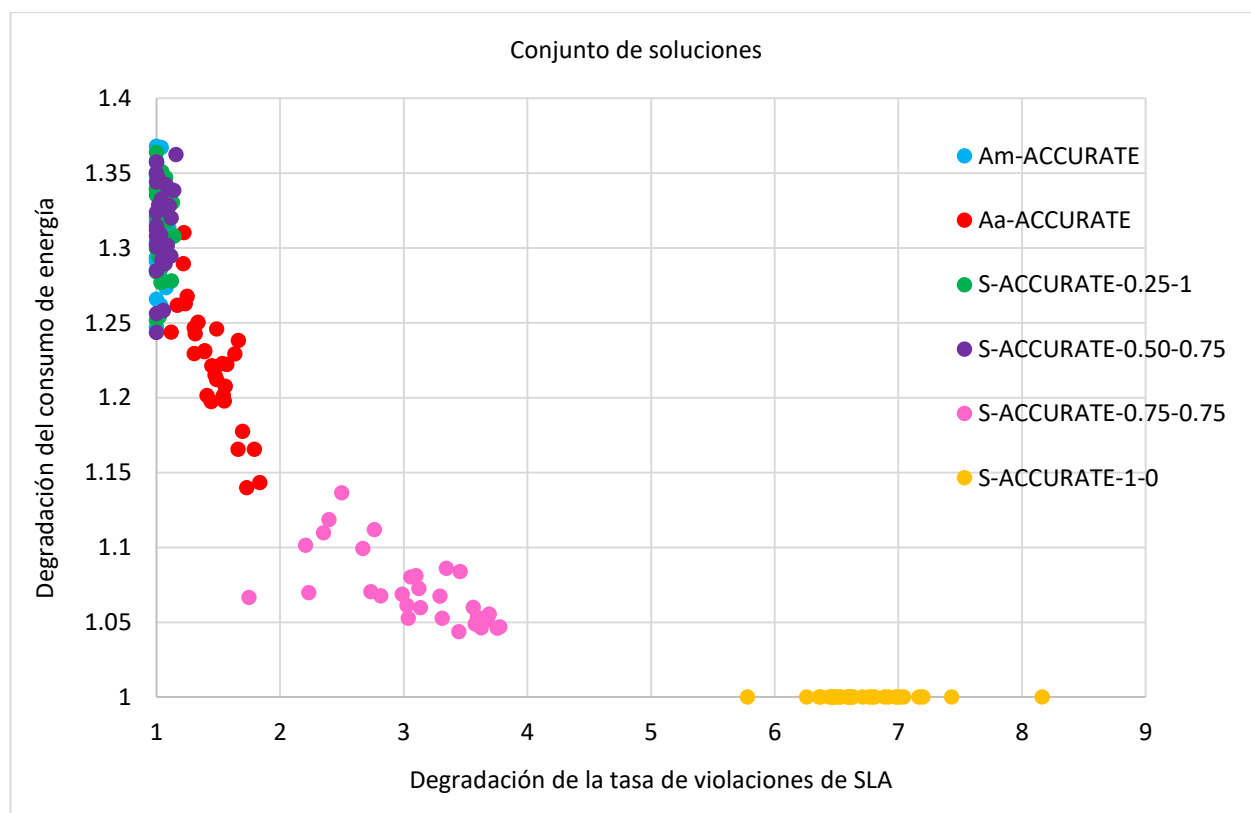
Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.5-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Ranking	RankingCombinado
Am-ACCURATE	1	0	0	0.333	0	0	0.056	5	5
Aa-ACCURATE	0	1	0	0	0	1	0.167	3	2
S-ACCURATE-0.25-1	0.500	0	1	1	0	0	0.250	2	3
S-ACCURATE-0.50-0.75	0.500	0	0	1	0	0	0.083	4	4
S-ACCURATE-0.75-0.75	1	0.625	1	1	1	0	0.604	1	1
S-ACCURATE-1-0	0	0	0	0	0	1	0.000	6	6
Promedio	0.333	0.104	0.167	0.389	0.000	0.167			
Ranking	4	2	3	5	1	3			

La configuración 0.75-0.75 fue primera para todas las técnicas de comparación y Am-ACCURATE fue segunda en todas las técnicas utilizadas para comparar frentes menos en el cubrimiento de conjuntos. Aa-ACCURATE ocupó la quinta posición en todas menos en el cubrimiento de conjuntos, donde fue segunda.

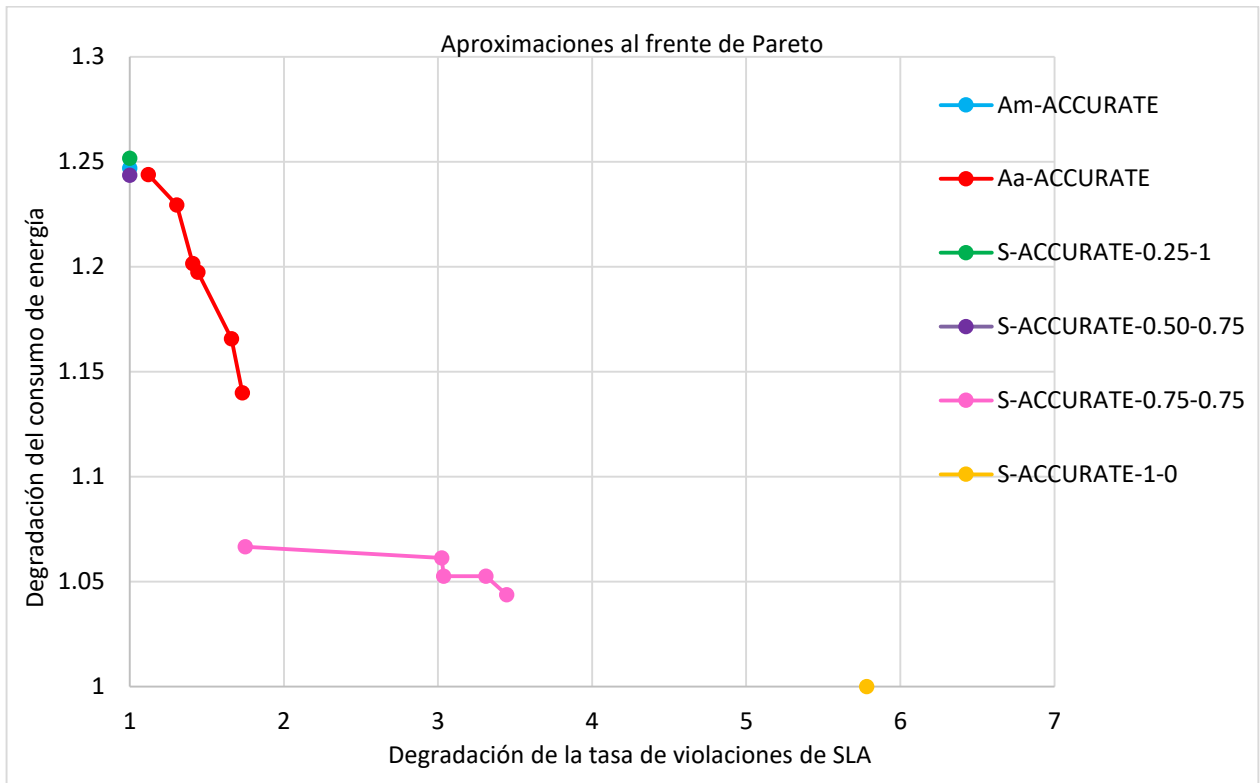
### 3.2.3 Experimentos para tipo de carga DIW

En la Figura 28 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. Cada solución se caracteriza por su consumo de energía y la tasa de violaciones de SLA. Por cada estrategia tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo. En la Figura 29 se presentan las aproximaciones al frente de Pareto del conjunto de soluciones.

En la Tabla 22, Tabla 23, Tabla 24 y Tabla 25 se muestran la evaluación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo, del aditivo, del hipervolumen y del cubrimiento de conjuntos, respectivamente.



**Figura 28.** Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW.



**Figura 29.** Aproximaciones al frente de Pareto de los resultados normalizados, por la degradación en desempeño, para el tipo de carga DIW.

El ranking obtenido para el indicador binario multiplicativo es igual al obtenido para el aditivo (Tabla 22 y Tabla 23). El primer lugar lo ocupa la configuración 0.5-0.75 de S-ACCURATE, Am-ACCURATE ocupa el segundo lugar. Para el caso del indicador  $\epsilon$  binario multiplicativo, la diferencia entre 0.5-0.75 y Am-ACCURATE es solo de un 0.2%, de hecho la diferencia con el lugar 4 (Aa-ACCURATE) es solo del 1%, estas estrategias se pueden considerar desde el punto de vista estadístico es muy probable que sean de igual desempeño, ya que la diferencia en la métrica no es significativa. En el caso del indicador aditivo la diferencia entre 0.5-0.75 y Am-ACCURATE es del 2.4%. Para las dos variantes del indicador  $\epsilon$  binario 0.5-0.75 se pueden considerar de igual desempeño.

**Tabla 22.** Comparación de las estrategias utilizando el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo para el tipo de carga DIW.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.50-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
S-ACCURATE-0.50-0.75	1	1.091	1	1	1.192	1.244	1.088	1	2	1
Am-ACCURATE	1	1.094	1	1.003	1.195	1.247	1.090	1.002	1	2
S-ACCURATE-0.25-1	1.004	1.098	1	1.006	1.199	1.252	1.093	1.005	0	3
Aa-ACCURATE	1.121	1	1.121	1.121	1.092	1.140	1.099	1.010	0	4
S-ACCURATE-0.75-0.75	1.750	1.561	1.750	1.750	1	1.044	1.476	1.357	0	5
S-ACCURATE-1-0	5.781	5.159	5.781	5.781	3.304	1	4.468	4.108	0	6

**Tabla 23.** Comparación de las estrategias utilizando el indicador- $\epsilon$  binario aditivo para el tipo de carga DIW.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.50-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Degradación	Domina	Ranking
S-ACCURATE-0.50-0.75	0.000	0.104	0.000	0.000	0.200	0.244	0.091	1	2	1
Am-ACCURATE	0.000	0.107	0.000	0.003	0.203	0.247	0.093	1.024	1	2
S-ACCURATE-0.25-1	0.005	0.112	0.000	0.008	0.208	0.252	0.097	1.067	0	3
Aa-ACCURATE	0.121	0.000	0.121	0.121	0.096	0.140	0.100	1.092	0	4
S-ACCURATE-0.75-0.75	0.750	0.629	0.750	0.750	0.000	0.044	0.487	5.338	0	5
S-ACCURATE-1-0	4.781	4.661	4.781	4.781	4.032	0.000	3.839	42.090	0	6

En la técnica de cubrimiento de conjuntos (Tabla 24) 0.5-0.75 es primero en ambos rankings. Am-ACCURATE es segundo y tercero en ambos rankings y se puede considerar de igual desempeño que las configuraciones 0.75-0.75 y 1-0, que son primera y tercera, ya que la diferencia en las métricas para armar los rankings es la misma en ambos casos (0.167 y 0).

En el hipervolumen (Tabla 25), vemos que Aa-ACCURATE ocupa nuevamente la primera posición y la diferencia con el quinto es del 8%, con el sexto si hay una diferencia significativa. Es muy probable que las estrategias de la 3 a la 5 tengan igual desempeño desde el punto de vista estadístico ya que la diferencia entre ellas es menor del 1%.

**Tabla 24.** Comparación de las estrategias utilizando cubrimiento de conjuntos para el tipo de carga DIW. Am-ACCURATE es el primero en ambos rankings.

Estrategias	Am-ACCURATE	Aa-ACCURATE	S-ACCURATE-0.25-1	S-ACCURATE-0.5-0.75	S-ACCURATE-0.75-0.75	S-ACCURATE-1-0	Promedio	Ranking	RankingCombinado
Am-ACCURATE	1	0	1	0	0	0	0.167	2	2*
Aa-ACCURATE	0	1	0	0	0	0	0	3	4
S-ACCURATE-0.25-1	0	0	1	0	0	0	0	3	5
S-ACCURATE-0.50-0.75	1	0.167	1	1	0	0	0.361	1	1
S-ACCURATE-0.75-0.75	0	0	0	0	1	0	0	3	2
S-ACCURATE-1-0	0	0	0	0	0	1	0	3	2
<b>Promedio</b>	0.167	0.028	0.333	0	0	0			
<b>Ranking</b>	3	2	4	1	1	1			

**Tabla 25.** Hipervolumen de los frentes para el tipo de carga DIW.

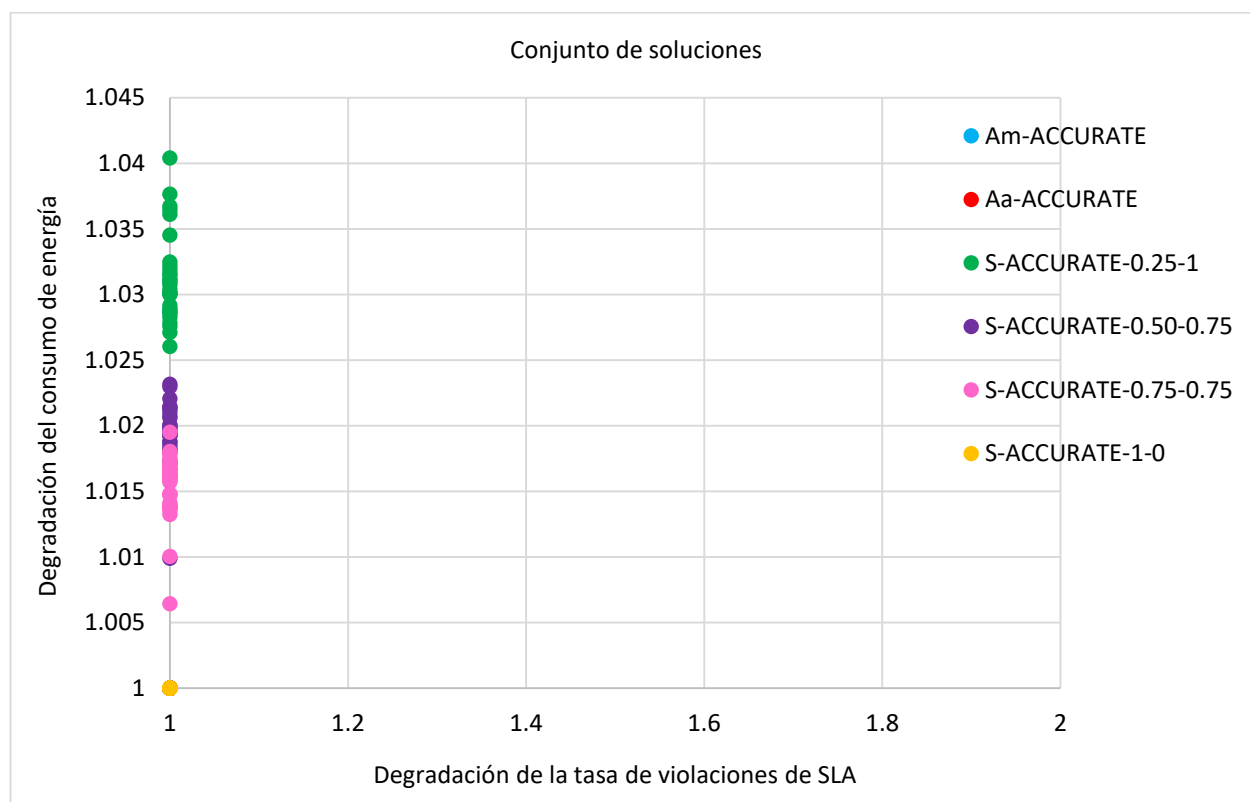
Estrategias	Valores	Degradación	Ranking
Aa-ACCURATE	6.248545	1	1
S-ACCURATE-0.75-0.75	6.044963	1.03367799	2
S-ACCURATE-0.50-0.75	5.827621	1.07222913	3
Am-ACCURATE	5.808367	1.07578348	4
S-ACCURATE-0.25-1	5.781278	1.08082419	5
S-ACCURATE-1-0	1.251658	4.9922127	6

Para la carga DIW la estrategia 0.5-0.75 logra dominar en todas las técnicas de comparación excepto en el hipervolumen. Am-ACCURATE se puede considerar que ocupa igualmente la primera posición en las variantes del indicador binario, es la segunda en cubrimiento de conjuntos y tercera en hipervolumen.

### 3.2.4 Experimentos para tipo de carga HPC

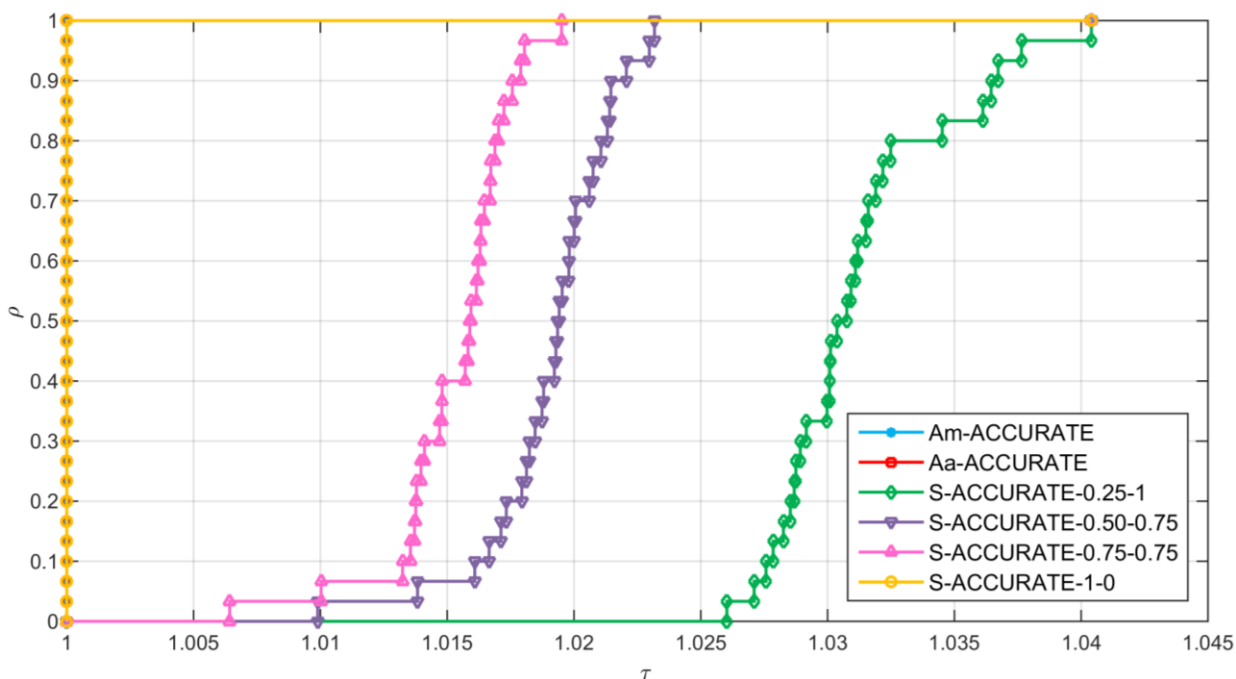
En la Figura 30 se muestra el conjunto de soluciones (normalizado usando degradación en desempeño) de las 2 variantes de A-ACCURATE y de las configuraciones seleccionadas de S-ACCURATE. Cada solución se caracteriza por su consumo de energía y la tasa de violaciones de SLA. Por cada estrategia tenemos 30 puntos, donde cada uno corresponde a una carga de trabajo.

Las dos variantes de A-ACCURATE tienen el mismo comportamiento que la configuración 1-0, ya que inicialmente están en esta configuración y solo cambian si la utilización de los módulos, ya sea de uno o del promedio de los que está transmitiendo, llega al 90%; para la carga HPC ninguno de los dos casos ocurre por lo que se mantienen en la configuración 1-0.



**Figura 30.** Conjunto de soluciones normalizados, por degradación en desempeño, para el tipo de carga HPC. Las dos variantes de A-ACCURATE tienen el mismo comportamiento que la configuración 1-0.

Como para esta carga ninguna estrategia presenta violaciones del SLA, se realiza una comparación de las estrategias mediante el perfil en desempeño del consumo de energía, lo que se muestra en la Figura 31.



**Figura 31.** Perfil de desempeño del consumo de energía para el tipo de carga HPC. En a) se observa el desempeño de todas las estrategias. En b) se limita  $\tau$  al intervalo  $[1, 1.04]$  para mostrar con más detalle el perfil de desempeño de las primeras estrategias.

Las dos variantes de A-ACCURATE y la configuración 1-0 tienen el mejor desempeño, pero es muy probable que desde el punto de vista estadístico sean similares al resto de las estrategias pues son menos de 4% mejor que estas.



## Capítulo 4. Discusión

---

En la sección 3.1 se mostraron los resultados para diferentes configuraciones de S-ACCURATE, los cuales se compararon con 3 estrategias del estado del arte, DENS, Green y RoundRobin. Se emplearon tres tipos de cargas de trabajo y haciendo un análisis biobjetivo, S-ACCURATE tuvo mejores resultados que en las estrategias del estado del arte. En el caso de la carga HPC se hizo un análisis monobjetivo y la configuración 1-0 tuvo mejor desempeño que Green, con respecto al consumo de energía (ver Figura 21), pero con muy poca diferencia y desde el punto de vista estadístico es muy probable que sean iguales. S-ACCURATE mostró que ajustando sus pesos puede lograr de forma efectiva el ahorro de energía o el balanceo de la carga.

En la sección 3.2 se comparó la estrategia adaptativa A-ACCURATE con las mejores configuraciones de S-ACCURATE para las cargas de trabajo Balanceada, DIW, HPC, así como la que mejor resultó en promedio para DIW y HPC. Se utilizaron 4 tipos de cargas de trabajo: DIW-HPC, HPC-DIW, DIW y HPC. De manera general la variante Am-ACCURATE fue la que mejor se comportó frente a los 4 tipos de carga, adaptándose bien a los cambios de la red del centro de datos, fue la primera para las cargas DIW-HPC y HPC y segunda para HPC-DIW y para el caso de DIW no tuvo diferencias significativas con la primera y es muy probable que sean iguales desde el punto de vista estadístico, por lo que también fue de las de mejor desempeño. Hay que destacar que ninguna otra estrategia logró ser la primera para más de una carga lo que sí hizo Am-ACCURATE. En el caso de Aa-ACCURATE tuvo más tasa de violaciones del SLA, pero consumió menos energía.

En la Tabla 26 se muestra para los tipos de cargas DIW-HPC, HPC-DIW y DIW el promedio de la degradación del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y del hipervolumen, así como el promedio de estos dos valores. Se observa que Am-ACCURATE tiene el mejor promedio considerando el hipervolumen y el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo, siendo un 11% y 174% mejor que la configuraciones 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE. Si regresamos a la Figura 31, vemos que Am-ACCURATE, frente a cargas HPC y considerando el ahorro de energía, se desempeña igual que la configuración 1-0 y es ligeramente mejor (menos del 2% con una probabilidad igual a 1) que 0.75-0.75. Podemos concluir que para los casos que analizamos, en promedio, Am-ACCURATE es la mejor estrategia.

Los resultados obtenidos están basados en una de las posibles combinaciones de parámetros del centro de datos y en cinco tipos de carga de trabajo y para diseñar las cargas combinadas no se consideró la carga

del tipo Balanceada. Como trabajo futuro quedaría repetir los experimentos para otras condiciones del centro de datos y diseñar nuevas cargas combinadas utilizando la carga Balanceada o utilizar cargas de trabajo reales. Además, diseñar nuevas variantes de A-ACCURATE que tengan configuraciones para cargas del tipo Balanceada y que también usen otros criterios para el cambio de una configuración a la otra o probar con qué porcentaje de utilización de los módulos da mejores resultados.

**Tabla 26.** Degradación promedio del indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo y el hipervolumen para los tipos de carga DIW-HPC, HPC-DIW y DIW.

<b>Estrategias</b>	<b>Promedio de degradación Indicador-<math>\epsilon</math> binario multiplicativo</b>	<b>Promedio de degradación Hipervolumen</b>	<b>Degradación combinada</b>	<b>Ranking</b>
Am-ACCURATE	1.015	1.052537609	1.034	1
Aa-ACCURATE	1.113	1.086487824	1.100	2
S-ACCURATE-0.75-0.75	1.205	1.091988406	1.149	3
S-ACCURATE-1-0	2.588	3.079321076	2.834	4

## Capítulo 5. Conclusiones

---

En este trabajo se implementaron estrategias de calendarización estática y adaptativa. La estrategia estática fue denominada S-ACCURATE y puede configurarse para realizar consolidación de trabajos o balancear la red del centro de datos. Para los tres tipos principales de cargas de trabajo: HPC, Balanceada y DIW al menos una de las configuraciones de S-ACCURATE tuvo mejor resultado que las estrategias del estado del arte.

Para el caso de las cargas tipo Balanceada hay 20 configuraciones que son al menos un 17% mejor que las estrategias del estado del arte (considerando el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo) y la mejor estrategia del estado del arte (DENS) es un 30% peor que la mejor de S-ACCURATE. En el caso de las cargas DIW, considerando el indicador- $\epsilon$  binario multiplicativo, hay 13 configuraciones de S-ACCURATE que son mejores al menos por un 8% y la mejor estrategia del estado del arte (DENS) es un 14% peor que la mejor de S-ACCURATE. Frente a cargas de tipo HPC en ningún caso hubo violaciones del SLA, por lo que la comparación entre las estrategias se hizo utilizando el perfil de desempeño del consumo de energía. DENS y RoundRobin fueron las estrategias de peor desempeño, para una probabilidad igual a 1 son alrededor de un 27% peor que la estrategia que les sigue en consumo más alto de energía, lo que es lógico pues estas estrategias están más enfocadas al balanceo de la red que al ahorro de energía. Como era de esperar, Green para este tipo de carga de trabajo es de las primeras estrategias; para una probabilidad igual a 1 es aproximadamente sólo un 0.7% peor que la mejor.

Para los tipos de carga Balanceada y DIW, en los que varían los dos objetivos, la superioridad de S-ACCURATE se debe a que las estrategias del estado del arte están enfocadas a minimizar uno de los dos objetivos, a diferencia de S-ACCURATE que considera los dos. RoundRobin balancea la carga y no considera el ahorro de energía. DENS balancea la carga y considera el consumo de energía (por eso es la de mejor comportamiento entre las del estado del arte para estos tipos de carga), pero muy poco comparado con las configuraciones de S-ACCURATE (tiene una degradación del 15% con respecto a la configuración que más energía consume). Green solo considera el ahorro de energía y para estos tipos de carga tiene una tasa de violaciones del SLA al menos un 16% mayor que 20 configuraciones de S-ACCURATE. La ventaja del calendarizador S-ACCURATE es que sus configuraciones van desde las que se centran sólo en ahorrar energía hasta las que sólo balancean la carga, las configuraciones que están en el medio consideran ambos objetivos y generan mejores aproximaciones al frente de Pareto que las analizadas del estado del arte. Esto nos demuestra que para diferentes cargas de trabajo hay configuraciones de S-ACCURATE que dan

resultados mejores o similares que estrategias del estado arte enfocadas solo a un objetivo o que le dan más importancia a un objetivo. Seleccionando las configuraciones adecuadas de S-ACCURATE podremos obtener mejores resultados, entonces se puede presumir que una estrategia adaptativa que “sepa” cuando cambiar de una configuración a otra de S-ACCURATE será más efectiva, pues no siempre la misma configuración de S-ACCURATE da los mejores resultados, depende del estado de la red del centro de datos y de la carga de trabajo.

La estrategia adaptativa Am-ACCURATE tiene muy buenos resultados frente a los diferentes tipos de carga de trabajo, es un 11% y 174% mejor que las configuraciones 0.75-0.75 y 1-0 de S-ACCURATE (ver Tabla 26), confirmando nuestra hipótesis de que es mejor una estrategia adaptativa que una estática. Esto se debe a que las estrategias estáticas, al contrario de las estrategias adaptativas, no pueden adaptarse a los cambios en la carga de trabajo; por ejemplo una configuración para ahorrar energía tendrá resultados muy malos cuando venga una carga que estrese la red del centro de datos (es lo que pasa con 1-0 para las cargas Balanceada y DIW). La otra estrategia adaptativa, Aa-ACCURATE logra más ahorro de energía que Am-ACCURATE (excepto para cargas HPC, donde ambas se comportan igual), en promedio un 8% más, pero comete muchas más violaciones del SLA en promedio un 176%, por lo que tiene un peor desempeño. Aa-ACCURATE consume menos energía que Am-ACCURATE, debido a que para cambiar a la configuración que balancea la red considera las utilizaciones de todos los módulos cuya utilización es mayor que 0, sin embargo Am-ACCURATE considera un solo módulo, es por eso que está más tiempo en la configuración que balancea la red.

En el futuro se debe buscar nuevas métricas de monitoreo para cambiar entre configuraciones en A-ACCURATE o probar diferentes niveles de utilización de los módulos para ver cual tiene mejores resultados. Analizar también la carga de trabajo y hacer predicciones para cambiar de una configuración a la otra. Actualmente A-ACCURATE cuenta sólo con dos configuraciones, en el futuro se le pudiesen agregar más, así el calendarizador cambiaría su comportamiento de una forma menos abrupta y tal vez se obtuviesen mejores resultados. Evaluar las estrategias para una configuración diferente del centro de datos también sería interesante.

## Literatura citada

---

- Abrishami, S., Naghibzadeh, M. 2012. Deadline-constrained workflow scheduling in software as a service Cloud. *Scientia Iranica*, 19(3), 680–689. <https://doi.org/10.1016/j.scient.2011.11.047>
- Al-Fares, M., Loukissas, A., Vahdat, A. 2008. A scalable, commodity data center network architecture. En *SIGCOMM* (Vol. 38, p. 63). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1402958.1402967>
- Amalarethinam, D. I. G., Beena, T. L. A. 2014. Cloud Scheduling - A Survey. *International Journal of Computer Applications*, 97(13), 27–31. <https://doi.org/10.5120/17065-7478>
- Andrae, A., Corcoran, P. M. 2013. Emerging Trends in Electricity Consumption for Consumer ICT. Recuperado a partir de <http://hdl.handle.net/10379/3563>
- Armenta-Cano, F. A., Tchernykh, A., Cortes-Mendoza, J. M., Yahyapour, R., Drozdov, A. Y., Bouvry, P., ... Nesmachnow, S. 2017. Min\_c: Heterogeneous concentration policy for energy-aware scheduling of jobs with resource contention. *Programming and Computer Software*, 43(3), 204–215. <https://doi.org/10.1134/S0361768817030021>
- Beloglazov, A., Abawajy, J., Buyya, R. 2012. Energy-aware resource allocation heuristics for efficient management of data centers for Cloud computing. *Future Generation Computer Systems*, 28(5), 755–768. <https://doi.org/10.1016/j.future.2011.04.017>
- Beloglazov, A., Buyya, R. 2010. Energy Efficient Resource Management in Virtualized Cloud Data Centers. En *2010 10th IEEE/ACM International Conference on Cluster, Cloud and Grid Computing* (pp. 826–831). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CCGRID.2010.46>
- Benini, L., Bogliolo, A., De Micheli, G. 2000. A survey of design techniques for system-level dynamic power management. *IEEE Transactions on Very Large Scale Integration (VLSI) Systems*, 8(3), 299–316. <https://doi.org/10.1109/92.845896>
- Chana, I., Kaur, T. 2014. Resource Scheduling Techniques in Utility Computing: *International Journal of Systems and Service-Oriented Engineering*, 4(2), 44–65. <https://doi.org/10.4018/ijssoe.2014040104>
- Chen, G., He, W., Liu, J., Nath, S., Rigas, L., Xiao, L., Zhao, F. 2008. Energy-aware server provisioning and load dispatching for connection-intensive internet services. En *Proceedings of the 5th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation* (pp. 337–350). Berkeley, CA, USA: USENIX Association. Recuperado a partir de <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1387613>
- Chen, K., Hu, C., Zhang, X., Zheng, K., Chen, Y., Vasilakos, A. 2011. Survey on routing in data centers: insights and future directions. *IEEE Network*, 25(4), 6–10. <https://doi.org/10.1109/MNET.2011.5958002>
- Cisco. 2011. Cisco Data Center Infrastructure 2.5 Design Guide.
- Combarro, M., Tchernykh, A., Kliazovich, D., Drozdov, A., Radchenko, G. 2016. Energy-Aware Scheduling with Computing and Data Consolidation Balance in 3-Tier Data Center. En *International Conference on Engineering and Telecommunication (EnT)* (pp. 29–33). Moscú, Rusia: IEEE. <https://doi.org/10.1109/EnT.2016.015>

- Dolan, E. D., Moré, J. J. 2002. Benchmarking optimization software with performance profiles. *Mathematical Programming*, 91(2), 201–213. <https://doi.org/10.1007/s101070100263>
- Dong, Z., Liu, N., Rojas-Cessa, R. 2015. Greedy scheduling of tasks with time constraints for energy-efficient cloud-computing data centers. *Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications*, 4(1), 5. <https://doi.org/10.1186/s13677-015-0031-y>
- Fiandrino, C., Kliazovich, D., Bouvry, P., Zomaya, A. Y. 2015. Performance Metrics for Data Center Communication Systems. En *IEEE 8th International Conference on Cloud Computing* (pp. 98–105). New York, NY, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CLOUD.2015.23>
- Gandhi, A., Yuan Chen, Y., Gmach, D., Arlitt, M., Marwah, M. 2011. Minimizing data center SLA violations and power consumption via hybrid resource provisioning. En *2011 International Green Computing Conference and Workshops* (pp. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IGCC.2011.6008611>
- Giordano, F., Fiandrino, C., Kliazovich, D., Tchernykh, A., Giaccone, P., Guzek, M., Bouvry, P. 2015. ACCURATE: Adaptive Computing and Communication Resource Allocation Scheme for Cloud Computing Data Centers. *En revisión*.
- Graham, R. L., Lawler, E. L., Lenstra, J. K., Kan, A. H. G. R. 1979. Optimization and Approximation in Deterministic Sequencing and Scheduling: a Survey (pp. 287–326). [https://doi.org/10.1016/S0167-5060\(08\)70356-X](https://doi.org/10.1016/S0167-5060(08)70356-X)
- Greenberg, A., Hamilton, J. R., Jain, N., Kandula, S., Kim, C., Lahiri, P., ... Sengupta, S. 2009. VL2: a scalable and flexible data center network. En *SIGCOMM* (Vol. 39, p. 51). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1592568.1592576>
- Guo, C., Lu, G., Li, D., Wu, H., Zhang, X. 2009. BCube: a high performance, server-centric network architecture for modular data centers. En *SIGCOMM* (Vol. 39, pp. 63–74). Barcelona, España: ACM. <https://doi.org/10.1145/1594977.1592577>
- Guo, C., Wu, H., Tan, K., Shi, L., Zhang, Y., Lu, S. 2008. Dcell: a scalable and fault-tolerant network structure for data centers. En *SIGCOMM* (Vol. 38, p. 75). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1402958.1402968>
- Guzek, M., Bouvry, P., Talbi, E.-G. 2015. A Survey of Evolutionary Computation for Resource Management of Processing in Cloud Computing [Review Article]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 10(2), 53–67. <https://doi.org/10.1109/MCI.2015.2405351>
- Guzek, M., Kliazovich, D., Bouvry, P. 2015a. HEROS: Energy-Efficient Load Balancing for Heterogeneous Data Centers. En *IEEE 8th International Conference on Cloud Computing* (pp. 742–749). New York, NY, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/CLOUD.2015.103>
- Guzek, M., Kliazovich, D., Bouvry, P. 2015b. HEROS: Energy-Efficient Load Balancing for Heterogeneous Data Centers. En *Proceedings - 2015 IEEE 8th International Conference on Cloud Computing, CLOUD 2015* (pp. 742–749). <https://doi.org/10.1109/CLOUD.2015.103>
- Guzek, M., Kliazovich, D., Bouvry, P. 2015c. HEROS: Energy-Efficient Load Balancing for Heterogeneous Data Centers. En *IEEE 8th International Conference on Cloud Computing, CLOUD 2015* (pp. 742–749). <https://doi.org/10.1109/CLOUD.2015.103>

- Hussin, M., Lee, Y. C., Zomaya, A. Y. 2011. Priority-Based Scheduling for Large-Scale Distribute Systems with Energy Awareness. En *2011 IEEE Ninth International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing* (pp. 503–509). IEEE. <https://doi.org/10.1109/DASC.2011.96>
- Kaur, T., Chana, I. 2016. Energy aware scheduling of deadline-constrained tasks in cloud computing. *Cluster Computing*, 19(2), 679–698. <https://doi.org/10.1007/s10586-016-0566-9>
- Kessaci, Y., Melab, N., Talbi, E.-G. 2014. Multi-level and Multi-objective Survey on Cloud Scheduling. En *IEEE International Parallel & Distributed Processing Symposium Workshops* (pp. 480–488). Phoenix, AZ, USA: IEEE. <https://doi.org/10.1109/IPDPSW.2014.61>
- Khan, S. U., Ahmad, I. 2006. Non-cooperative, semi-cooperative, and cooperative games-based grid resource allocation. En *Proceedings 20th IEEE International Parallel & Distributed Processing Symposium* (p. 10 pp.). IEEE. <https://doi.org/10.1109/IPDPS.2006.1639358>
- Kliazovich, D., Arzo, S. T., Granelli, F., Bouvry, P., Khan, S. U. 2013a. e-STAB: Energy-Efficient Scheduling for Cloud Computing Applications with Traffic Load Balancing. En *IEEE International Conference on Green Computing and Communications and IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing* (pp. 7–13). Beijing, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/GreenCom-iThings-CPSCom.2013.28>
- Kliazovich, D., Arzo, S. T., Granelli, F., Bouvry, P., Khan, S. U. 2013b. e-STAB: Energy-Efficient Scheduling for Cloud Computing Applications with Traffic Load Balancing. En *2013 IEEE International Conference on Green Computing and Communications and IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing* (pp. 7–13). IEEE. <https://doi.org/10.1109/GreenCom-iThings-CPSCom.2013.28>
- Kliazovich, D., Bouvry, P., Khan, S. U. 2012. GreenCloud: a packet-level simulator of energy-aware cloud computing data centers. *The Journal of Supercomputing*, 62(3), 1263–1283. <https://doi.org/10.1007/s11227-010-0504-1>
- Kliazovich, D., Bouvry, P., Khan, S. U. 2013. DENS: data center energy-efficient network-aware scheduling. *Cluster Computing*, 16(1), 65–75. <https://doi.org/10.1007/s10586-011-0177-4>
- Koomey, J. G. 2011. GROWTH IN DATA CENTER ELECTRICITY USE 2005 TO 2010. *Analytics Press*. Recuperado el 4 de agosto de 2016, a partir de <http://www.analyticspress.com/datacenters.html>
- Lebiednik, B., Mangal, A., Tiwari, N. 2016. *A Survey and Evaluation of Data Center Network Topologies*. <https://doi.org/10.1109/abs/1605.01701>
- Lee, Y. C., Zomaya, A. Y. 2012. Energy efficient utilization of resources in cloud computing systems. *The Journal of Supercomputing*, 60(2), 268–280. <https://doi.org/10.1007/s11227-010-0421-3>
- Liu, C., Qin, X., Kulkarni, S., Wang, C., Li, S., Manzanares, A., Baskiyar, S. 2008. Distributed Energy-Efficient Scheduling for Data-Intensive Applications with Deadline Constraints on Data Grids. En *2008 IEEE International Performance, Computing and Communications Conference* (pp. 26–33). IEEE. <https://doi.org/10.1109/PCCC.2008.4745123>
- Mämmelä, O., Majanen, M., Basmadjian, R., De Meer, H., Giesler, A., Homberg, W. 2012. Energy-aware job scheduler for high-performance computing. *Computer Science - Research and Development*, 27(4), 265–275. <https://doi.org/10.1007/s00450-011-0189-6>

- McCanne, S., Floyd, S. (s/f). The Network Simulator - ns2. Recuperado el 7 de junio de 2016, a partir de <https://www.isi.edu/nsnam/ns/>
- Mobius, C., Dargie, W., Schill, A. 2014. Power Consumption Estimation Models for Processors, Virtual Machines, and Servers. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 25(6), 1600–1614. <https://doi.org/10.1109/TPDS.2013.183>
- Mohamed, H. H., Epema, D. H. J. 2004. An evaluation of the close-to-files processor and data co-allocation policy in multiclusters. En *2004 IEEE International Conference on Cluster Computing (IEEE Cat. No.04EX935)* (pp. 287–298). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CLUSTER.2004.1392626>
- Nesmachnow, S., Iturriaga, S., Dorronsoro, B., Tchernykh, A. 2016. Multiobjective Energy-Aware Workflow Scheduling in Distributed Datacenters (pp. 79–93). Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-32243-8\\_5](https://doi.org/10.1007/978-3-319-32243-8_5)
- Niranjan Mysore, R., Pamboris, A., Farrington, N., Huang, N., Miri, P., Radhakrishnan, S., ... Vahdat, A. 2009. PortLand: a scalable fault-tolerant layer 2 data center network fabric. En *SIGCOMM* (Vol. 39, p. 39). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1592568.1592575>
- Pouwelse, J., Langendoen, K., Sips, H. 2001. Energy priority scheduling for variable voltage processors. En *International Symposium on Low Power Electronics and Design* (pp. 28–33). Huntington Beach, CA, USA, USA: ACM. <https://doi.org/10.1109/LPE.2001.945367>
- Qi Zhang, Q., Zhani, M. F., Boutaba, R., Hellerstein, J. L. 2014. Dynamic Heterogeneity-Aware Resource Provisioning in the Cloud. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2(1), 14–28. <https://doi.org/10.1109/TCC.2014.2306427>
- Reiss, C., Tumanov, A., Ganger, G. R., Katz, R. H., Kozuch, M. A. 2012. Heterogeneity and dynamicity of clouds at scale: Google Trace Analysis. En *Proceedings of the Third ACM Symposium on Cloud Computing* (pp. 1–13). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2391229.2391236>
- Sauls, G. 2009. Measurement of data centre power consumption. Falcon Electronics Pty LTD.
- Scaramella, J. 2006. Worldwide Server Power and Cooling Expense 2006-2010 Forecast. *Market Analysis*.
- Tchernykh, A., Pecero, J. E., Barrondo, A., Schaeffer, E. 2014. Adaptive energy efficient scheduling in Peer-to-Peer desktop grids. *Future Generation Computer Systems*, 36, 209–220. <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.07.011>
- Thaler, D., Hopps, C. 2000. *Multipath Issues in Unicast and Multicast Next-Hop Selection*. *Internet Engineering Task Force Request for Comments 2991*. Recuperado a partir de <https://tools.ietf.org/pdf/rfc2991.pdf>
- Vasan, A., Sivasubramaniam, A., Shimpi, V., Sivabalan, T., Subbiah, R. 2010. Worth their watts? - An Empirical Study of Datacenter Servers. En *The Sixteenth International Symposium on High-Performance Computer Architecture* (pp. 1–10). Bangalore, India: IEEE. <https://doi.org/10.1109/HPCA.2010.5463056>
- Wang, B., Qi, Z., Ma, R., Guan, H., Vasilakos, A. V. 2015. A survey on data center networking for cloud computing. *Computer Networks*, 91, 528–547. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2015.08.040>



- Zhang, Q., Cheng, L., Boutaba, R. 2010. Cloud computing: state-of-the-art and research challenges. *Journal of Internet Services and Applications*, 1(1), 7–18. <https://doi.org/10.1007/s13174-010-0007-6>
- Zitzler, E., Thiele, L. 1998. Multiobjective optimization using evolutionary algorithms - A comparative case study (pp. 292–301). Springer, Berlin, Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/BFb0056872>
- Zitzler, E., Thiele, L., Laumanns, M., Fonseca, C. M., da Fonseca, V. G. 2003. Performance assessment of multiobjective optimizers: an analysis and review. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 7(2), 117–132. <https://doi.org/10.1109/TEVC.2003.810758>