

Consumo Energético × Qualidade de Serviço em Centros de Dados

Marcos Paulo Moro¹, Renato Porfírio Ishii² e Ronaldo Alves Ferreira²

¹Universidade Federal da Grande Dourados (UFGD)
Rod. Dourados/Itaum KM 12 – Caixa Postal 364 – 79.804-970 – Dourados - MS – Brasil

²Universidade Federal de Mato Grosso do Sul (UFMS)
Av. Costa e Silva, s/nº – Bairro Universitário – 79.070-900 – Campo Grande - MS – Brasil

Abstract. *Several recent works reduce energy consumption in data centers but consider one or two of the three highest consumption dimensions, i.e., servers, cooling system, and network infrastructure. However, algorithms that optimize only one or two of those dimensions may hide significant energy losses in the other dimensions. Moreover, energy-saving strategies may increase service response times and violate service level agreements. This paper presents an extensive study of the relations between the three dimensions of higher-energy consumption in a data center and their impact on parameters of quality of service. The paper also proposes an algorithm for allocating virtual machines that exploit varying load levels in the data center to save energy more aggressively or to minimize violations of service level agreements and presents a new simulator for studying energy efficiency of data centers that allows the evaluation of several scheduling algorithms under different workloads, cooling strategies, and network optimizations. The experimental results are from more than 500 simulations with three traces of real workloads with up to 696 thousand virtual machines running over a period of up to 34 days.*

Resumo. *Vários trabalhos recentes reduzem o consumo de energia em centros de dados mas consideram uma ou duas das três dimensões de maior consumo energético, i.e., servidores, sistema de refrigeração ou infraestrutura de rede. Entretanto, algoritmos que otimizam apenas uma ou duas dessas dimensões podem esconder perdas de energia significativas nas demais dimensões. Além disso, otimizações de energia podem aumentar os tempos de resposta de serviços e violar acordos de nível de serviço. Este artigo apresenta um estudo extensivo das relações entre as três principais dimensões de consumo de energia de um centro de dados e seus impactos em indicadores de qualidade de serviço. O artigo também propõe um algoritmo de alocação de máquinas virtuais que explora diferentes níveis de utilização do centro de dados para economizar energia de forma mais agressiva ou para minimizar violações em acordos de nível de serviço e apresenta um novo simulador para estudos de eficiência energética de centros de dados que permite a avaliação de vários algoritmos de escalonamento sob diferentes cargas de trabalho, estratégias de resfriamento e otimizações de rede. Os resultados experimentais foram obtidos por mais de 500 simulações com três traços reais de cargas de trabalho de até 696 mil máquinas virtuais ao longo de até 34 dias.*

1. Introdução

Segundo o relatório da Gartner [GARTNER 2018], oitenta por cento das empresas migrarão seus centros de dados tradicionais para nuvens computacionais até 2025 contra

os 10% atuais. Com esse crescimento previsto, provedores de nuvem precisam buscar maneiras de reduzir seus custos operacionais e ao mesmo tempo melhorar a qualidade dos serviços oferecidos. O consumo de energia de um centro de dados é um dos maiores fatores das despesas operacionais, além de contribuir para os custos ambientais.

O consumo energético de um centro de dados é dominado por três dimensões: servidores, sistema de refrigeração e infraestrutura de rede. Os servidores têm se tornado mais eficientes no uso da energia elétrica. Entretanto, ainda há oportunidades para economia de energia em como eles são utilizados e interagem com as outras duas dimensões de maior consumo. Vários trabalhos recentes propõem algoritmos para redução do consumo de energia em centros de dados [Beloglazov and Buyya 2012, Rong et al. 2016, Akhter and Othman 2016]. Porém, algoritmos que otimizam apenas uma ou duas das dimensões de maior consumo podem esconder aumentos significativos no consumo das demais dimensões. Além disso, otimizações de energia podem aumentar os tempos de resposta de serviços e violar acordos de nível de serviço.

Devido à dificuldade de se avaliar propostas de economia de energia em centros de dados reais, a maioria dos trabalhos existentes na literatura reporta resultados de simulações. Entretanto, os simuladores utilizados normalmente não cobrem adequadamente todas as dimensões de maior consumo, ignoram fontes importantes de consumo de energia e não simulam subsistemas ou interações físicas dentro do centro de dados.

Este trabalho apresenta, primeiramente, o simulador SimDC3D (§2) para estudos de eficiência energética de centros de dados que permite avaliar vários algoritmos de escalonamento sob diferentes cargas de trabalho, estratégias de resfriamento e otimizações de rede. Além disso, o SimDC3D reúne em um só ambiente vários algoritmos propostos recentemente para simular subsistemas de um centro de dados de forma realística, como consumo de energia das ventoinhas dos servidores, tempo de propagação do ar frio e recirculação de calor dentro do centro de dados, tempo de migração de máquinas virtuais, consumo de energia de interfaces de rede, etc.

O artigo também apresenta um novo algoritmo de alocação de máquinas virtuais (§3) que explora diferentes níveis de utilização do centro de dados para economizar energia de forma mais agressiva ou para minimizar violações em acordos de nível de serviço. O algoritmo proposto é avaliado e comparado com outros dois algoritmos como parte de um estudo extensivo das relações entre as três principais dimensões de consumo de energia em um centro de dados e seus impactos em indicadores de qualidade de serviço (§4). As avaliações são realizadas em quatro cenários distintos cobertos por mais de 500 simulações com três traços reais de cargas de trabalho de até 696 mil máquinas virtuais ao longo de até 34 dias. Para finalizar, o artigo apresenta os principais trabalhos relacionados (§5) e suas conclusões (§6).

2. Ambiente de Simulação SimDC3D

Simulações de centro de dados são complexas e requerem uma grande quantidade de informações e tempo de processamento para atingir um grau de realismo satisfatório. Atualmente, nenhum simulador disponível incorpora adequadamente todas as três dimensões (3D) de maior consumo energético de um centro de dados (servidores, sistema de refrigeração e infraestrutura de rede). Como parte deste trabalho, foi desenvolvido o SimDC3D, um simulador que reproduz realisticamente essas três dimensões. O SimDC3D disponibiliza vários algoritmos de escalonamento de máquinas virtuais, esque-

mas de controle de temperatura e topologias de rede. Além disso, ele simula o fluxo de ar frio entre o sistema de refrigeração e os dispositivos do centro de dados, o consumo de energia das CPUs e das ventoinhas dos servidores, o consumo de energia dos dispositivos de rede e a recirculação de calor dentro do centro de dados. O SimDC3D foi baseado inicialmente no SimWare [Yeo and Lee 2012], mas evoluiu significativamente para incluir novas funcionalidades como migração de máquinas virtuais, infraestrutura de rede, incluindo os algoritmos de otimização de topologia e modelos de tráfego, inclusão de um banco de servidores de reserva para atender altas demandas em curto espaço de tempo, algoritmos de predição e novos algoritmos de escalonamento. O simulador contém mais de 15 mil linhas de código em C++ e está disponível em [Moro 2018].

2.1. Arquitetura do SimDC3D

O SimDC3D é um simulador orientado a objetos com a arquitetura mostrada na Figura 1. A figura mostra as principais classes do simulador (*SchedulingAlgorithm*, *ServerOptimization*, *CRAC (Computer Room Air Conditioning)* e *TopologyOptimization*) que podem ser especializadas para implementar e testar novos algoritmos de otimização. A Figura 1 também mostra a sequência de execução durante uma simulação, os parâmetros de entrada e as principais estatísticas fornecidas pelo simulador. Para executar uma simulação, o

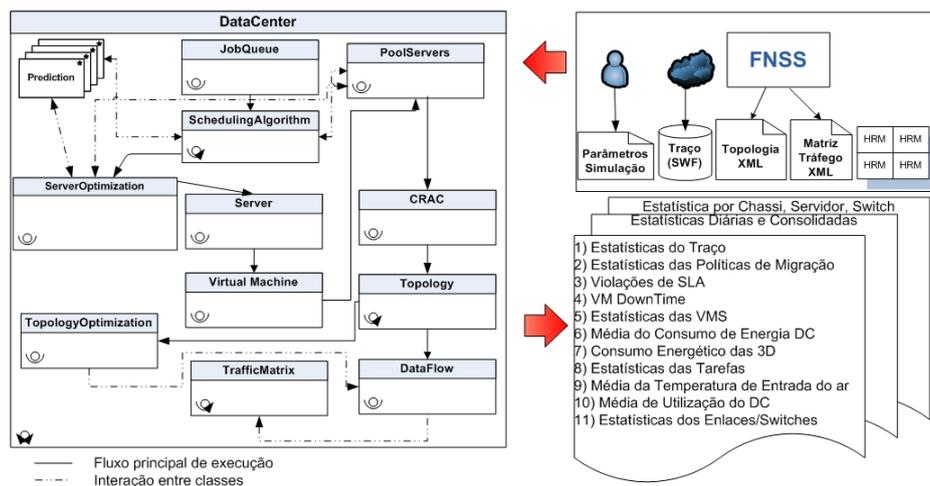


Figura 1. Arquitetura do SimDC3D

SimDC3D utiliza um arquivo de configuração com 154 parâmetros de simulação (como quantidade de racks, chassis e servidores por chassis, características de cada servidor como quantidade de memória e CPUs, parâmetros do sistema de refrigeração, etc.), um traço no formato SWF (*Standard Workload Format*) com os tempos de chegada e necessidades de processamento e memória de cada máquina virtual e arquivos XML que descrevem a topologia de rede, a matriz de tráfego e a matriz de recirculação de calor do centro de dados (HRM - *Heat Recirculation Matrix*).

As topologias de rede e matrizes de tráfego do SimDC3D são geradas pelo FNSS (*Fast Network Simulation Setup*) [Saino et al. 2013]. O FNSS permite a geração de várias topologias de centro de dados (como duas e três camadas, *Fat tree*, BCube) e de matrizes de tráfego estáticas e dinâmicas. As matrizes estáticas representam volumes de tráfego em um único ponto no tempo e as matrizes dinâmicas representam volumes de tráfego ao longo de um período de tempo e com comportamento ciclo estacionário, ou seja, com comportamento sazonal dentro de um período de 24 horas [Nucci et al. 2005].

Para se calcular o consumo energético do sistema de refrigeração, o SimDC3D utiliza uma matriz de recirculação de calor (HRM) para estimar o fluxo de calor gerado por cada servidor e o coeficiente de desempenho (COP - *Coefficient of Performance*) das bombas que movem o ar frio/quente no centro de dados. O COP é dado pela razão entre o calor movido e o trabalho realizado. O SimDC3D utiliza um valor fixo para o COP igual $0.0068^2 T_a + 0.008 T_a + 0.458$ que foi extraído de um ar condicionado de água gelada do centro de dados da HP em que T_a representa a temperatura do ar fornecido pelo ar condicionado [Moore et al. 2005]. O tempo de propagação do ar frio no centro de dados é simulado utilizando um algoritmo de termodinâmica que calcula o tempo de percurso do ar desde a saída do piso elevado até a entrada de ar dos servidores [Yeo and Lee 2012].

A utilização de CPU que cada carga de trabalho gera em uma máquina virtual é dinâmica e extraída de traços reais de centros de dados. O SimDC3D calcula a utilização de CPU usando uma distribuição uniforme para que, ao final da execução, a CPU tenha utilização média igual à do traço de entrada. O traço também fornece o tempo total de execução de cada carga de trabalho. O SimDC3D disponibiliza duas funções para o cálculo do consumo de energia de cada CPU: uma função linear de sua utilização e outra baseada em limiares determinados em [Beloglazov and Buyya 2012].

O tráfego de dados entre os servidores no SimDC3D utiliza um modelo *ON/OFF* em que os períodos *ON/OFF* seguem uma distribuição log-normal [Benson et al. 2010]. A cada segundo, o SimDC3D calcula o volume de tráfego entre duas máquinas virtuais a partir da matriz de tráfego gerada pelo FNSS. Uma máquina virtual pode ter um ou vários fluxos de dados com outras máquinas virtuais ou com o mundo exterior. A distribuição entre tráfego interno e externo é dada por um parâmetro no arquivo de entrada. Quando uma máquina virtual migra para outro servidor, todos os seus fluxos de dados são migrados e seus caminhos recalculados. O total de tráfego de um enlace é dado pela somatória de todos os fluxos que passam por aquele enlace. A utilização do enlace determina o consumo de energia de cada interface dos comutadores. Além do consumo das interfaces, cada tipo de comutador (núcleo, agregação ou acesso) possui um consumo fixo de energia estipulado como um parâmetro da simulação.

2.2. Execução do SimDC3D

O SimDC3D simula um controlador cuja função principal é monitorar periodicamente os servidores, o sistema de refrigeração e a infraestrutura de rede a procura de oportunidades de otimização. Além disso, ele identifica problemas causados por enlaces congestionados ou servidores sobrecarregados, subutilizados ou superaquecidos e realoca máquinas virtuais se for necessário. Realocações de máquinas virtuais podem acontecer quando:

1. limites superiores (sobrecarga) ou inferiores (subutilização) de utilização de CPU forem ultrapassados;
 2. a temperatura de emergência de um servidor for ultrapassada;
 3. algum enlace entre servidor e comutador de acesso estiver congestionado;
 4. um preditor indicar que haverá sobrecarga de utilização de CPU em um servidor.
- O SimDC3D disponibiliza atualmente três preditores: regressão linear, Polynom e RBF [Rainer Hegger 2016].

Se algum dos casos acima ocorrer, o SimDC3D seleciona uma ou mais máquinas virtuais para migrar para outro servidor. As máquinas virtuais são ordenadas utilizando

uma classificação (*ranking*) que combina diferentes parâmetros de utilização e que é definida como parâmetro. O SimDC3D disponibiliza os seguintes métodos de ordenação:

1. maior utilização média de CPU e menor uso de memória;
2. maior utilização instantânea de CPU e menor uso de memória;
3. maior utilização média de CPU, menor uso de memória e maior tráfego de rede;
4. maior utilização média de CPU;
5. menor uso de memória e maior tráfego de rede;
6. seleção aleatória entre as máquinas virtuais no servidor.

Ao término da simulação, o SimDC3D fornece o consumo energético detalhado de cada dispositivo, o total de migrações de máquinas virtuais, as temperaturas médias do centro de dados e dos chassis e estatísticas das filas de escalonamento, do traço com a carga de trabalho, do tráfego na rede, dos preditores e das violações de nível de serviço. Os níveis de serviço que são avaliados no SimDC3D são sobrecarga da CPU (período de tempo que um servidor opera com 100% de utilização de CPU) e o tempo que uma máquina virtual fica indisponível durante o processo de migração (*downtime*).

3. Algoritmo 3DMOBFD para Alocação de Máquinas Virtuais

A alocação de máquinas virtuais em servidores pode ser modelada como um problema de empacotamento com recipientes de diferentes tamanhos e custos em que os recipientes representam os servidores e os pacotes as máquinas virtuais [Beloglazov and Buyya 2012]. Os tamanhos dos recipientes são as capacidades de CPU, memória e largura de banda dos servidores. Como é bem conhecido, o problema do empacotamento é NP-Difícil e, normalmente, é resolvido por heurísticas. Uma das heurísticas mais simples e eficaz para o problema do empacotamento é a BFD (*Best Fit Decreasing*), que aloca um pacote em um recipiente que possui o menor espaço capaz de acomodar o pacote [Yue and Zhang 1995]. Alguns algoritmos usam variantes do BFD para alocação de máquinas virtuais, como, por exemplo, o PABFD (*Power-Aware Best Fit Decreasing*) que aloca uma máquina virtual em um servidor que causará o menor acréscimo no consumo de energia [Beloglazov and Buyya 2012].

Seguindo essa mesma filosofia, o algoritmo 3DMOBFD (*3 Dimensional Multiple Objectives Best Fit Decreasing*), mostrado no Algoritmo 1, resolve o problema de alocação de máquinas virtuais, mas usa como critério de alocação uma classificação (*ranking*) dos servidores que leva em consideração a temperatura, a utilização de CPU, o consumo de energia, a quantidade de memória utilizada e o tráfego do servidor. O *ranking* do servidor i , RK_i , é calculado pela equação

$$RK_i = \alpha T_i + \beta C_i + \gamma E_i + \delta M_i + \epsilon R_i \quad (1)$$

em que $T_i = 1 - \left(\frac{CT_i - LT}{HT - LT}\right)^{e_t}$, $C_i = 1 - U_i^{e_{CPU}}$, $E_i = 1 - \left(\frac{CE_i - LE}{HE - LE}\right)^{e_E}$, $M_i = \left(\frac{TM_i - CM_i}{TM_i}\right)^{e_M}$, $R_i = 1 - \left(\frac{Tr_i}{BW_i}\right)^{e_{Tr}}$. Para um servidor i , CT_i é a temperatura atual, LT e HT são a menor e a maior temperaturas permitidas, U_i é a utilização de CPU, CE_i é o consumo atual de energia, $LE - HE$ são o menor e o maior consumos de energia, TM_i é a memória total, CM_i é a memória em uso, Tr_i é o tráfego atual e BW_i é a largura de banda da conexão de rede do servidor. Os coeficientes $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ e ϵ determinam se um parâmetro deve ser usado (igual a um) ou não (igual a zero). Os expoentes das equações auxiliares serão discutidos abaixo.

Algoritmo 1 ALGORITMO 3DMOBFD.

Entrada: $ListaServ, ListaVM$

Saída: Alocação das VM

início

```
para  $i$  em  $NUMERO\_DE\_CHASSI$  faça
  para  $j$  em  $NUMERO\_DE\_SERVIDORES\_NO\_CHASSI$  faça
    CalculaRanking( $ListaServ[i][j]$ );
  Ordena.Descendente.Utilizacao.Media.CPU( $ListaVM$ );
  para  $vm$  em  $ListaVM$  faça
     $maxRanking = 0$ ;
     $servidorSelecioneado = NULL$ ;
    para  $servidor$  em  $ListaServidores$  faça
      se  $servidor$  tem recursos suficientes para  $vm$  então
        se  $servidor.ranking > maxRanking$  então
           $maxRanking = servidor.ranking$ ;
           $servidorSelecioneado = servidor$ ;
    se  $servidorSelecioneado \neq NULL$  então
      Aloca  $vm$  no  $servidorSelecioneado$ ;
      RecalculaRanking( $servidorSelecioneado$ );
```

fim

O Algoritmo 1 considera um centro de dados com m chassis e n servidores por chassi. Ele calcula inicialmente o *ranking* (RK_i) de todos os servidores e em seguida ordena as máquinas virtuais em ordem decrescente de utilização de CPU. A alocação de uma máquina virtual é feita no servidor com o maior *ranking* e que possui recursos suficientes para recebê-la. Em seguida, o algoritmo recalcula os valores das variáveis utilizadas já considerando a máquina virtual alocada para um servidor.

O *ranking* proposto possui vários atributos desejáveis. Primeiro, o uso de várias variáveis no *ranking* possibilita a implementação de diferentes estratégias. Segundo, a parametrização das potências nas equações auxiliares permite adotar estratégias mais conservadoras (expoente igual a um) ou mais agressivas (expoentes maiores que um) para um determinado parâmetro. Por exemplo, um expoente maior que um na equação de T_i permite alocar máquinas virtuais a um servidor que está com uma temperatura elevada, mas ainda inferior ao limiar máximo. Por outro lado, um expoente igual a um evitaria esse mesmo servidor e tentaria alocar a máquina virtual em um servidor mais frio. Os valores utilizados nas avaliações experimentais da Seção 4 são os seguintes $e_t = 3, e_{CPU} = 1, e_E = 1, e_M = 1, e_{Tr} = 2$. Esses valores foram determinados de forma experimental, variando-se os expoentes e analisando-se o comportamento das diferentes curvas.

Por último, o *ranking* pode ser ajustado dependendo do nível de utilização do centro de dados. Por exemplo, se o centro de dados está com baixa utilização, os servidores podem ser classificados somente por temperatura, fazendo $\alpha = 1$ e os demais coeficientes β, γ, δ e ϵ iguais a zero. Essa estratégia permitiria ajustar a temperatura do sistema de refrigeração para o mais alto permitido, gerando economias significativas no sistema de refrigeração. Por outro lado, se o centro de dados estiver com alta utilização, pode-se privilegiar um *ranking* que classifique os servidores somente pela utilização de CPU para se evitar sobrecargas adicionais nas CPUs. Na Seção 4 serão discutidos os resultados obtidos com o 3DMOBFD utilizando diferentes *rankings*.

4. Avaliação Experimental

Esta seção apresenta resultados de simulação do SimDC3D para avaliar vários aspectos de um centro de dados e também o comportamento do algoritmo 3DMOBFD proposto neste

trabalho. Em particular, serão apresentados resultados de consumo energético global do centro de dados e das dimensões servidores, sistema de refrigeração e infraestrutura de rede. Além disso, serão avaliados os seguintes parâmetros de desempenho: tempo de inatividade durante migração (*downtime*) e total de migrações de máquinas virtuais; violação de acordo de nível serviço (SLA); estatísticas da fila de escalonamento, como tempo médio de espera de uma máquina virtual; sobrecarga térmica, definida como o tempo que um servidor ficou com temperatura acima da recomendada; e temperatura do sistema de refrigeração. Além dos resultados do 3DMOBFD, serão apresentados resultados de outros dois algoritmos: o FFD (*First Fit Decreasing*), que aloca uma máquina virtual no primeiro servidor disponível com capacidade para recebê-la; e o PABFD (*Power-Aware Best Fit Decreasing*), que é uma variação do algoritmo BFD de empacotamento e aloca uma máquina virtual no servidor que resulta no menor acréscimo do consumo energético.

O ambiente de simulação consiste em um centro de dados com as seguintes características: 13 racks; 50 chassis; 10 servidores por chassi (totalizando 500 servidores), cada um com 10 núcleos, 128 GB de memória e interface de rede de 1 Gbps; e topologia de rede em três camadas com enlaces redundantes de 10 Gbps entre as camadas de acesso e agregação e as camadas de agregação e núcleo.

Tabela 1. Características dos Traços Utilizados nas Simulações.

	LANL	SHARCNET	RICC
Tempo total (hora)/(dia)	834 / 34	499 / 20	323 / 13
Tempo médio de chegada das VMs (s)	360,50	75,36	150,29
Desvio padrão (s)	1.356,55	204,68	1047,21
Tempo médio de execução das VMs (s)	3.540,27	33.808,40	10.395,40
Desvio padrão de execução (s)	6.330,79	150.671,00	29.903,20
Total de VMs que chegaram no centro de dados	696.256	102.846	206.858
Média de utilização do centro de dados	10,67%	21,58%	37,15%

Os tempos de chegada e as características das máquinas virtuais, como tamanho da memória e utilização média de CPU, são extraídos de três traços reais com as características resumidas na Tabela 1. De acordo com o experimento, pode-se utilizar um ou mais traços para se demonstrar uma propriedade específica. Os traços estão disponíveis em [Hebrew 2018] e foram extraídos dos seguintes centros de dados: Grid do Laboratório Nacional Los Alamos (LANL); Grid de instituições acadêmicas de Ontário no Canadá (SHARCNET); e *RIKEN Integrated Cluster of Clusters do Japão* (RICC). Um arquivo de traço contém para cada VM os tempos de chegada e de execução, a utilização média de CPU e a memória utilizada.

4.1. Resultados

Os resultados de simulação foram obtidos em quatro cenários distintos, discutidos nas seções subsequentes. Os cenários construídos analisam os impactos dos seguintes componentes nos algoritmos de alocação de máquinas virtuais: tamanho de um banco de servidores de reserva (Cenário 1); carga de processamento de diferentes traços (Cenário 2); controle de temperatura (Cenário 3); e otimizações na topologia de rede (Cenário 4).

4.1.1. Cenário 1: Impacto de um Banco de Servidores

Os principais trabalhos existentes para economia de energia em centro de dados consideram que quando uma máquina virtual precisa ser alocada ou migrada, ela é colocada imediatamente em um servidor com capacidade disponível para recebê-la. Entretanto, se

não há um servidor com capacidade suficiente, a máquina virtual deve esperar que um novo servidor seja ligado (ou retirado do modo de hibernação) para que ela seja alocada. Essa estratégia resulta em economia de energia, mas faz com que o tempo de espera de entrada em produção da máquina virtual aumente ou, no caso de migrações, sobrecarregue o servidor onde ela está rodando, levando a violações de acordos de nível de serviço.

Uma das contribuições do SimDC3D é o uso de um banco de servidores de reserva que ficam ligados a espera de novas cargas de trabalho. O banco de servidores tem a desvantagem de aumentar o consumo de energia, mas pode eliminar completamente o tempo de espera das máquinas virtuais e evitar sobrecargas em servidores que levam a violações de acordos de nível de serviço. Este trabalho usa como medida de violação de SLA o percentual de tempo que um servidor fica com utilização de CPU igual a 100%. Esse nível de utilização de CPU leva a aumentos dos tempos de resposta das máquinas virtuais hospedadas no servidor e, conseqüentemente, a degradações de qualidade de serviço. Mais precisamente, o SLA do centro de dados é definido como $SLA = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{T_{s_i}}{T_{a_i}}$, em que n é o número de servidores, T_{s_i} é o tempo que o servidor i ficou com utilização de 100% e T_{a_i} é o tempo que o servidor i ficou ativo [Beloglazov and Buyya 2012].

Tabela 2. Desempenho do Centro de Dados × Tamanho do Banco de Servidores.

	SEM BANCO DE SERVIDORES	BANCO DE SERVIDORES							
		SERVIDORES FORA DO BANCO - HIBERNANDO				SERVIDORES FORA DO BANCO - DESLIGADOS			
		TAMANHO DO BANCO				TAMANHO DO BANCO			
Servidores Hibernando	50	40	30	20	50	40	30	20	
Migrações									
Sobrecarga	45.994,00	16.573,50	17.457,60	15.786,80	15.987,70	14.228,40	14.359,30	12.581,30	13.185,00
Predição	290.033,20	63.517,90	67.632,00	63.376,20	65.949,80	60.275,00	63.660,50	60.764,50	66.717,00
Baixa utilização	8.672,30	12.886,40	12.464,70	12.583,90	12.906,80	12.194,80	11.835,70	11.612,90	10.993,90
Altas temperaturas	1,50	52,70	48,00	41,30	44,70	50,60	48,80	43,40	41,20
Enlaces sobrecarregados	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TOTAL	344.701,00 ±10.821,16	93.030,50 ±5.235,09	97.602,30 ±7.887,12	91.788,20 ±5.671,87	94.889,00 ±8.492,44	86.748,80 ±2.684,31	89.904,30 ±2.428,93	85.002,10 ±1.543,04	90.937,10 ±3.371,31
Consumo Energético (GW)									
Servidor	71,16	85,01	83,13	81,19	79,13	82,49	80,33	78,31	76,31
Sistema de refrigeração	24,30	29,03	28,39	27,73	27,03	28,17	27,44	26,75	26,06
Computadores	3,41	3,41	3,41	3,41	3,41	3,13	3,12	3,11	3,10
TOTAL	98,87 ±0,43	117,46 ±0,19	114,93 ±0,11	112,34 ±0,15	109,57 ±0,20	113,80 ±0,20	110,89 ±0,19	108,17 ±0,19	105,48 ±0,14
Parâmetros dos Níveis de Serviço (%)									
SLA	3,42 ±0,20	0,05 ±0,01	0,06 ±0,00	0,07 ±0,00	0,07 ±0,01	0,08 ±0,01	0,09 ±0,00	0,11 ±0,01	0,19 ±0,01
Downtime	4,32 ±0,66	0,11 ±0,07	0,07 ±0,06	0,09 ±0,07	0,05 ±0,05	0,14 ±0,14	0,17 ±0,14	0,06 ±0,06	99,87 ±0,10
Fila de Escalonamento (s)									
Tempo médio	0,40 ±0,03	0,00	0,00	0,00	0,01 ±0,00	0,02 ±0,00	0,05 ±0,01	0,23 ±0,01	1,24 ±0,03
Desvio padrão	1,73	0,00	0,00	0,00	0,13	0,22	0,60	2,08	7,78

A Tabela 2 mostra os efeitos de diferentes tamanhos do banco de servidores no número de migrações, consumo energético, violações de SLA e tempo médio de espera das máquinas virtuais na fila de escalonamento. Este cenário utiliza o traço da SHARC-NET e as estratégias de desligar ou hibernar os servidores do centro de dados que não estão no banco de reservas. Os tempos para um servidor ficar disponível são de 70s quando ele está desligado e 10s quando ele está hibernando. Seu consumo energético em hibernação é de 5W. A temperatura do ar condicionado está fixa em 19°C. Por fim, não é feita nenhuma otimização na topologia da rede. A tabela mostra os resultados apenas do algoritmo 3DMOBFD e os intervalos de confiança dos resultados agregados, com nível de confiança de 95%, obtidos a partir de 10 execuções independentes. Entretanto, os algoritmos FFD e PABFD apresentaram comportamentos semelhantes e seus resultados estão disponíveis em [Moro 2018].

A Tabela 2 também detalha os resultados para os quatro tipos de migrações: sobrecarga, quando um servidor está sobrecarregado; baixa utilização, quando um servidor está com pouca carga de trabalho e suas máquinas virtuais podem ser migradas para que ele seja desligado; alta temperatura, quando um servidor está com a temperatura elevada; e predição, quando o preditor de utilização de CPU indica que máquinas virtuais devem ser migradas para se evitar sobrecarga futura (neste experimento foi utilizada a regressão linear). Os resultados mostram que há um aumento expressivo no número de migrações e no percentual de quebra de SLA nas simulações que não utilizam o banco de servidores. Além disso, há um aumento significativo no tempo médio de espera de máquinas virtuais na fila de escalonamento quando não se utiliza o banco de servidores, pois em alguns momentos o escalonador precisa esperar até que um servidor seja ligado ou tirado do modo de hibernação. Por último, a variação do número de servidores no banco implica diretamente nos resultados, aumentando em até 13,24% o consumo de energia, mas melhorando as demais métricas de desempenho quando o tamanho do banco aumenta.

4.1.2. Cenário 2: Impacto de Diferentes Cargas de Processamento

Este cenário avalia os algoritmos FFD, PABFD e duas variantes do algoritmo 3DMOBFD sob três cargas de processamento representadas pelos traços reais descritos na Tabela 1. O traço LANL produz a menor utilização do centro de dados (10,67%), o SHARCKNET a utilização intermediária (21,58%) e o RICC a maior utilização (37,15%). Cabe salientar, entretanto, que há picos de utilização nos traços. Por exemplo, o traço SHARCNET produz utilização de aproximadamente 70% nos cinco primeiros dias. O centro de dados foi configurado com um banco de 35 servidores de reserva, ar condicionado fornecendo ar frio a uma temperatura constante de 19°C e sem otimizações de rede.

Tabela 3. Desempenho do Centro de Dados × Estratégias de Alocação de VMs

	SHARCKNET				LANL				RICC			
	FFD	PABFD	3DMOBFD (a)	3DMOBFD (b)	FFD	PABFD	3DMOBFD (a)	3DMOBFD (b)	FFD	PABFD	3DMOBFD (a)	3DMOBFD (b)
Migrações												
Sobrecarga	179.019,40	14.090,30	14.184,17	18.186,00	1.065.450,40	381.763,50	394.443,33	503.453,20	19.313,70	12.208,10	13.644,70	13.313,30
Predição	691.680,90	57.381,80	58.756,17	67.539,40	1.685.135,40	414.646,50	428.431,00	613.764,20	53.946,90	34.916,60	35.671,90	37.494,50
Baixa utilização	9.899,30	12.352,80	12.656,83	14.736,50	149.486,20	122.544,00	106.833,67	130.389,00	16.250,50	14.176,10	12.679,90	13.802,00
Altas temperaturas	7,90	41,90	48,33	21,90	0	0	0	0	397,70	367,00	379,20	436,60
Enlaces sobrecarregados	2,60	4,70	0	2,70	3,60	2,67	0	4,00	0	0	1,10	0
TOTAL	880.610,10	83.871,50	85.645,50	100.486,50	2.900.075,60	918.956,67	929.708,00	1.247.610,40	89.908,80	61.667,80	62.376,80	65.046,40
	±17.549,14	±5.688,60	±1.073,82	±6.295,60	±16.477,60	±11.382,24	±1.365,04	±14.063,66	±929,87	±834,22	±600,42	±320,83
Consumo Energético (GW)												
Servidor	76,04	82,95	82,07	80,24	67,54	68,80	68,20	67,98	73,98	75,37	75,20	75,24
Processador	73,96	81,28	80,42	78,46	65,97	67,42	66,82	66,55	70,87	72,38	72,23	72,23
Ventoinhas	2,09	1,67	1,65	1,78	1,57	1,38	1,38	1,43	3,11	2,99	2,97	3,00
Sistema de refrigeração	25,97	28,33	28,03	27,40	23,07	23,50	23,29	23,22	25,27	25,74	25,68	25,70
Comutadores	3,41	3,41	3,41	3,41	5,80	5,80	5,80	5,80	2,22	2,22	2,22	2,22
TOTAL	105,43	114,69	113,51	111,06	96,41	98,10	97,29	97,00	101,47	103,33	103,10	103,15
	±0,28	±0,29	±0,19	±0,17	±0,02	±0,03	±0,04	±0,03	±0,01	±0,08	±0,06	±0,07
Temperatura												
Total de chassis com sobrecarga térmica	0	1,00	1,00	1,00	0	0	0	0	3,00	3,00	3,00	3,00
Tempo médio com sobrecarga térmica por chassis (s)	0	16,70	31,33	3,30	0	0	0	0	40.670,27	38.890,44	39.732,80	41.220,79
Parâmetro dos Níveis de Serviço (%)												
SLA	0,27	0,07	0,07	0,09	2,49	0,78	0,79	0,97	2,15	1,87	1,77	1,96
	±0,01	±0,01	±0,00	±0,01	±0,02	±0,01	±0,02	±0,01	±0,03	±0,03	±0,03	±0,03
Downtime	0,53	0,06	0,06	0,13	0,63	0,25	0,25	0,33	0,02	0,02	0,02	0,02
	±0,29	±0,06	±0,06	±0,10	±0,01	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00
Fila de Escalonamento (s)												
Tempo médio	0,02	0,01	0,01	0,01	0,13	0,10	0,08	0,11	1.029,58	1.037,43	1.044,55	1.034,98
	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±0,00	±3,20	±2,85	±3,14	±4,57
Desvio padrão	0,27	0,19	0,15	0,20	1,58	1,42	1,26	1,47	2.626,36	2.649,93	2.662,11	2.645,31
Máquinas Virtuais												
Número máximo de VMs simultâneas	11.792,70	11.806,40	11.809,33	11.802,20	6.499,40	6.522,33	6.508,67	6.546,60	6.268,30	6.278,30	6.259,20	6.247,50
	±3,24	±3,52	±4,67	±4,46	±18,06	±24,67	±27,82	±17,63	±28,23	±23,39	±31,13	

A Tabela 3 mostra os resultados para os três traços e para os algoritmos avaliados. O FFD possui o menor consumo de energia sob as três cargas de trabalho, mas causa mais migrações e violações de SLA em todas as situações. Isso ocorre porque o FFD

sobrecarrega os servidores sequencialmente ao alocar uma máquina virtual ao primeiro servidor disponível sem se preocupar com os impactos futuros dessa alocação no servidor.

O algoritmo PABFD reduz em mais de 90% o número de migrações e em 75% as violações de SLA em comparação com o FFD. Entretanto, ele aumenta os consumos energéticos dos servidores de 76,04GW para 82,95GW e do sistema de refrigeração de 25,97GW para 28,33GW. O PABFD mantém mais servidores ativos e distribui melhor as máquinas virtuais nos servidores para evitar migrações constantes, produzindo um resultado mais estável para o centro de dados. Um ponto interessante a ser observado é a redução no consumo de energia das ventoinhas dos servidores. Isso ocorre porque as CPUs dos servidores não ficam tão sobrecarregadas como no FFD e, portanto, exigem menos trabalho das ventoinhas para resfriá-las.

Como discutido na Seção 3, o algoritmo 3DMOBFD permite a parametrização do *ranking* para privilegiar uma determinada dimensão sobre as demais. Para avaliar a efetividade dessa estratégia, foram criadas duas variantes do algoritmo. Na primeira, chamada de 3DMOBFD(a), o *ranking* (Equação 1) é calculado somente com a variável de consumo energético (E_i) quando a utilização do centro de dados não é superior 40%, fazendo $\gamma = 1, \alpha = \beta = \delta = \epsilon = 0$, e quando acima de 40%, fazendo $\alpha = \beta = \gamma = \delta = \epsilon = 1$. A segunda variante, chamada de 3DMOBFD(b), utiliza todas as variáveis da Equação 1, fazendo $\alpha = \beta = \gamma = \delta = \epsilon = 1$, independentemente da utilização do centro de dados. Na Tabela 3, pode-se observar que tanto o 3DMOBFD(a) quanto o 3DMOBFD(b) reduzem o consumo energético em relação ao PABFD, mas em contrapartida aumentam o número de migrações por sobrecargas dos servidores. Entretanto, eles produzem números bem menores de migrações que o FFD. A menos que especificado, os resultados do 3DMOBFD são sempre para a versão (b) do algoritmo.

Quando o centro de dados é submetido à maior carga, produzida pelo traço RICC, os algoritmos possuem comportamentos mais próximos. Além disso, a temperatura fixa de 19°C do sistema de refrigeração não é suficiente para manter todos os servidores com temperaturas abaixo da máxima permitida, ocasionando sobrecargas térmicas durante alguns períodos.

4.1.3. Cenário 3: Impacto do Controle de Temperatura

O SimDC3D permite que a temperatura do ar condicionado seja mantida constante, como nos experimentos anteriores, ou controlada dinamicamente. Nesta seção, serão analisados os impactos de dois algoritmos de controle de temperatura nos algoritmos de alocação de máquinas virtuais. O primeiro (*padrão*) inicializa a temperatura do ar condicionado em 10°C e a aumenta em 0,01°C a cada segundo até que a temperatura de algum servidor do centro de dados ultrapasse a temperatura de emergência de 29,99°C. Quando a temperatura de emergência é atingida, o algoritmo diminui a temperatura do ar na mesma taxa até que não haja servidores com temperaturas de entrada superior à temperatura de emergência. O segundo algoritmo (*agressivo*) também inicializa a temperatura do ar em 10°C, mas a aumenta em 0,1°C a cada segundo até que a maior temperatura de um servidor seja de 28°C. A partir daí o algoritmo aumenta a temperatura em 0,01°C até que haja algum servidor com temperatura igual a 29,5°C. Desse ponto em diante, o algoritmo não aumenta mais a temperatura. Caso algum servidor atinja a temperatura de emergência, o algoritmo começa a diminuir a temperatura do ar condicionado em 0,2°C até que todos os servidores possuam temperatura abaixo da temperatura de emergência.

A Tabela 4 mostra que há uma redução no consumo energético do sistema de refrigeração para o traço SHARCNET da Tabela 3 de 40.5% (28,33GW para 16,84GW) para o PABFD, 39.2% (28,01GW para 17,03GW) para o 3DMOBF(a) e de 41.1% (27,40GW para 16,13GW) para o 3DMOBF(b) com o controle dinâmico de temperatura *padrão* em relação ao ajuste fixo de temperatura em 19°C. Porém, o algoritmo *padrão* produz sobrecarga térmica em aproximadamente 32 chassis (≈ 320 servidores), com os servidores ficando com temperatura acima da temperatura de emergência em média de 13.397, 20s (PABFD), 10.502, 34s (3DMOBF(a)) e 16.967, 86s (3DMOBF(b)). Esses tempos não são consecutivos e representam somatórios dos períodos de sobrecarga térmica ao longo de toda a simulação. As médias são decorrentes das dez simulações independentes.

Tabela 4. Desempenho do Centro de Dados × Controle de Temperatura Dinâmico.

	CONTROLE DINÂMICO DE TEMPERATURA											
	ALGORITMO PADRAO						ALGORITMO AGRESSIVO					
	PABFD		3DMOBF(a)		3DMOBF(b)		PABFD		3DMOBF(a)		3DMOBF(b)	
Migrações	±		±		±		±		±		±	
Sobrecarga	21.560,30	1.952,99	21.795,80	1.858,72	58.182,30	7.588,16	13.944,70	1.067,62	14.402,90	983,74	18.454,70	1.223,66
Predição	85.666,50	9.450,91	90.332,00	8.750,29	247.908,20	34.534,50	56.481,00	4.600,63	59.017,20	3.040,33	72.510,70	5.293,54
Baixa utilização	11.040,10	258,90	11.293,00	512,55	13.269,70	324,39	12.517,80	217,12	10.939,80	354,26	14.683,30	318,24
Altas temperaturas	12.459,50	1.443,39	10.123,50	1.692,03	10.204,40	1.172,14	328,60	78,95	436,90	126,88	351,60	51,14
Enlaces sobrecarregados	0,60	0,77	1,80	1,84	0,50	1,13	1,00	1,07	0,80	1,25	3,60	3,60
TOTAL	130.727,00	12.275,40	133.546,10	11.405,22	329.565,10	42.536,00	83.273,10	5.641,50	84.797,60	3.871,80	106.003,90	6.491,79
Consumo Energético (GW)	±		±		±		±		±		±	
Servidor	78,44	0,45	78,42	0,16	76,12	0,18	83,39	0,10	82,70	0,09	81,32	0,11
Processador	75,16	0,51	75,19	0,18	72,38	0,21	81,02	0,11	80,18	0,10	78,67	0,12
Ventoinhas	3,27	0,07	3,24	0,02	3,74	0,03	2,36	0,02	2,52	0,04	2,65	0,02
Sistema de refrigeração	16,84	0,12	17,03	0,03	16,13	0,04	20,58	0,13	19,72	0,15	19,34	0,07
Comutadores	3,41	0,00	3,41	0,00	3,41	0,00	3,41	0,00	3,41	0,00	3,41	0,00
TOTAL	98,69	0,56	98,87	0,17	95,67	0,22	107,38	0,19	105,83	0,17	104,07	0,15
Temperatura	±		±		±		±		±		±	
Temperatura média do termostato (°C)	27,52	0,05	27,44	0,02	27,73	0,03	25,22	0,09	25,68	0,09	25,75	0,05
Total de chassis com sobrecarga térmica	31,80	0,45	32,30	0,35	32,00	0	9,30	0,83	9,60	0,60	9,50	0,61
Tempo médio com sobrecarga térmica por chassis (s)	13.397,20	2.597,43	10.502,34	1.258,57	16.967,86	4.520,97	47,63	5,97	62,75	4,87	60,76	7,58
Parâmetros dos Níveis de Serviço (%)	±		±		±		±		±		±	
SLA	0,11	0,01	0,09	0,01	0,20	0,03	0,07	0,01	0,07	0,01	0,08	0,01
Downtime	0,78	0,34	0,25	0,23	2,27	0,15	0,08	0,07	0,03	0,00	0,07	0,06

Nesse ambiente, o 3DMOBF(a) produz o menor tempo de sobrecarga térmica nos servidores. Como a temperatura faz parte do cálculo do *ranking*, o 3DMOBF(a) seleciona servidores mais frios. Já o 3DMOBF(b) resulta no maior tempo de sobrecarga por utilizar uma quantidade menor de servidores entre as três políticas. A tabela também mostra que há uma diminuição no consumo de energia, mas um aumento nas migrações. Esse comportamento é esperado, pois o controle de temperatura permite que o ar condicionado trabalhe com temperaturas mais elevadas e reduza seu consumo de energia.

O algoritmo *agressivo*, por outro lado, diminui significativamente a sobrecarga térmica dos servidores, reduzindo os períodos de sobrecarga em mais de duas ordens de grandeza (42s a 60s). Muito embora o consumo energético seja ligeiramente superior ao do algoritmo *padrão*, ele é 27,74% menor do que o consumo energético quando a temperatura do ar condicionado é constante, além de melhorar as métricas de desempenho, como número de migrações, SLA e *downtime*.

4.1.4. Cenário 4: Impacto da Otimização da Topologia de Rede

Esta seção avalia os impactos de otimizações na topologia da rede do centro de dados. O algoritmo de otimização escolhe um conjunto mínimo de elementos de rede que devem permanecer ativos para atender à demanda de tráfego e em seguida desliga o máximo

possível de enlaces e comutadores. O SimDC3D também simula a adaptação dinâmica das taxas dos enlaces (ALR - *Adaptive Link Rate*)

A topologia da rede do centro de dados possui dois comutadores de núcleo, quatro comutadores de agregação e 13 comutadores de acesso. Os comutadores de acesso estão conectados a dois comutadores de agregação e os comutadores de agregação estão conectados a todos os comutadores de núcleo.

Tabela 5. Desempenho do Centro de Dados × Otimização de Topologia.

	3DMOBFD					
	SEM OTIMIZAÇÃO TOPOLOGIA DE REDE		COM OTIMIZAÇÃO SEM ALR		COM OTIMIZAÇÃO COM ALR	
Migrações	±		±		±	
Sobrecarga	18.454,70	1.223,66	17.341,00	2.842,46	18.379,40	2.155,38
Predição	72.510,70	5.293,54	70.698,00	9.140,91	69.936,50	6.700,28
Baixa utilização	14.683,30	318,24	13.232,00	1.612,29	15.135,80	219,08
Altas temperaturas	351,60	51,14	357,20	38,25	301,30	19,24
Enlaces sobrecarregados	3,60	3,60	1,00	1,78	2,30	1,62
TOTAL	106.003,90	6.491,79	101.629,20	12.999,78	103.755,30	8.599,95
Consumo Energético (GW)	±		±		±	
Servidor	81,32	0,11	81,23	0,11	81,17	0,16
Processador	78,67	0,12	78,59	0,11	78,51	0,17
Ventoinhas	2,65	0,02	2,64	0,01	2,66	0,02
Sistema de refrigeração	19,34	0,07	19,42	0,06	19,33	0,08
Comutadores	3,41	0,00	2,77	0,00	2,43	0,07
Acesso	2,19	0,00	2,16	0,00	1,77	0,00
Agregação	0,56	0,00	0,28	0,00	0,27	0,00
Núcleo	0,66	0,00	0,33	0,00	0,32	0,00
TOTAL	104,07	0,15	103,42	0,12	102,93	0,26
Parâmetros dos Níveis de Serviço (%)	±		±		±	
SLA	0,08	0,01	0,08	0,01	0,09	0,01
Downtime	0,07	0,06	0,08	0,09	0,07	0,06

A Tabela 5 mostra somente os resultados das otimizações de rede no algoritmo 3DMOBFD(b) por falta de espaço. Os demais resultados estão em [Moro 2018]. Os resultados mostram que há uma redução no consumo energético da infraestrutura de rede de 28,74% quando a otimização de rede é utilizada. Nas camadas de agregação e núcleo, há uma redução de 50% no consumo, pois o algoritmo de otimização desliga os comutadores e enlaces redundantes. O uso de ALR diminui um pouco mais o consumo de energia, passando de 50% para 51,79% para os comutadores de agregação e 51,52% para os comutadores de núcleo. No caso dos comutadores de acesso, a maior redução de consumo é de 19,18% quando ALR é usada. As otimizações de rede, entretanto, não impactam significativamente os indicadores de desempenho e produzem em média somente três migrações por sobrecarga de enlace em 20 dias de processamento.

5. Trabalhos Relacionados

O SimWare [Yeo and Lee 2012] simula um centro de dados virtualizado e permite entender as políticas de escalonamento de máquinas virtuais. Entretanto, ele não oferece mecanismos de migração de máquinas virtuais e nem simula o consumo de energia da rede do centro de dados. O Network CloudSim é uma versão estendida do CloudSim [Calheiros et al. 2011] que incorpora o subsistema de rede. Porém, ele não simula o sistema de resfriamento do centro de dados. Outros simuladores existentes na literatura como o DCSim [Tighe et al. 2012] e GreenCloud [Kliazovich et al. 2012] também não possuem todas as funcionalidades do SimDC3D.

Rong et al. [Rong et al. 2016] fazem uma ampla revisão das tecnologias de economia de energia para diferentes estágios de implantação de um centro de dados. Os autores argumentam que um local adequado pode reduzir em torno de 30% do consumo

do ar condicionado e servidores de baixa potência podem reduzir o consumo de 25% a 30%. Além disso, algoritmos de escalonamento e controle podem reduzir entre 10 e 15% do consumo total de energia por meio de otimizações do centro de dados. Os resultados mostrados neste artigo corroboram partes das observações feitas em [Rong et al. 2016].

Para economia de energia nos servidores, há vários trabalhos existentes na literatura [Beloglazov and Buyya 2012, Ge et al. 2013, Ricciardi et al. 2011]. Beloglazov et al. [Beloglazov and Buyya 2012] é um dos trabalhos seminais na área e apresenta várias heurísticas para realocação dinâmica de máquinas virtuais. Em particular, Beloglazov et al. propõem o algoritmo PABFD, amplamente avaliado neste trabalho. Os demais trabalhos citados também influenciaram este trabalho, mas, por limitações de espaço, não poderão ser discutidos em detalhes.

Em Heller et al. [Heller et al. 2010], os autores apresentam um otimizador que monitora continuamente as condições de tráfego da rede e ajusta dinamicamente um conjunto de comutadores e enlaces, que devem permanecer ligados para cumprir metas de desempenho e tolerância a falhas. Elementos desnecessários são desligados. Heller et al. [Heller et al. 2010] estimam, por meio de experimentos, que em média é possível obter uma economia em torno de 25% a 40% do consumo total da rede em centro de dados. Os experimentos da Seção 4 mostram economias de 28,73% nos equipamentos de rede, mas vão além e demonstram que algumas camadas podem ter economias de mais de 50%.

Por último, Akhter et al. [Akhter and Othman 2016] discutem vários métodos para reduzir o consumo de energia em centro de dados. Além disso, eles apresentam os principais desafios e questões futuras na gestão energética, como: (i) considerar o uso da energia da memória; (ii) implementar de forma combinada diversos tipos de otimização; e (iii) implantar múltiplos estágios de suspensão para fornecer controle avançado de desempenho e do consumo de energia em vários dispositivos do centro de dados. Este artigo contribui para essa visão, tendo em vista que as otimizações implementadas no SimDC3D consideram as três dimensões de maior consumo de forma combinada.

6. Conclusão

Este trabalho apresentou um estudo extensivo de técnicas de redução de consumo energético em centro de dados e seus impactos em indicadores de qualidade de serviço. Os resultados foram coletados utilizando o SimDC3D, um simulador desenvolvido como parte deste trabalho. Além disso, o trabalho apresentou e avaliou um novo algoritmo de alocação de máquinas virtuais (3DMOBFD) que permite implementar diferentes estratégias de redução de consumo de energia ou melhorias em indicadores de qualidade de serviço. Os experimentos mostraram quantitativamente como estratégias de redução de consumo de energia podem degradar os indicadores de qualidade de serviço.

Agradecimentos

Os autores agradecem à Fundação de Apoio ao Desenvolvimento do Ensino, Ciência e Tecnologia do Estado de Mato Grosso do Sul (Fundect) pelo apoio financeiro recebido para o desenvolvimento deste trabalho.

Referências

Akhter, N. and Othman, M. (2016). Energy Aware Resource Allocation of Cloud Data Center: Review and Open Issues. *Cluster Computing*, 19(3):1163–1182.

- Beloglazov, A. and Buyya, R. (2012). Optimal Online Deterministic Algorithms and Adaptive Heuristics for Energy and Performance Efficient Dynamic Consolidation of Virtual Machines in Cloud Data Centers. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 24(13):1397–1420.
- Benson, T., Anand, A., Akella, A., and Zhang, M. (2010). Understanding Data Center Traffic Characteristics. *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, 40:92–99.
- Calheiros, R. N., Ranjan, R., Beloglazov, A., De Rose, C. A., and Buyya, R. (2011). CloudSim: A Toolkit for Modeling and Simulation of Cloud Computing Environments and Evaluation of Resource Provisioning Algorithms. *Software: Practice and Experience*, 41(1):23–50.
- GARTNER (2018). The Data Center Is Dead, and Digital Infrastructures Emerge. <https://www.equinox.com.br/resources/analyst-reports/gartner-emerging-digital-infrastructures/>.
- Ge, C., Sun, Z., and Wang, N. (2013). A Survey of Power-Saving Techniques on Data Centers and Content Delivery Networks. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 15(3):1334–1354.
- Hebrew (2018). Parallel Workloads Archive. <https://www.cs.huji.ac.il/labs/parallel/workload/logs.html>.
- Heller, B., Seetharaman, S., Mahadevan, P., Yiakoumis, Y., Sharma, P., Banerjee, S., and McKeown, N. (2010). ElasticTree: Saving Energy in Data Center Networks. In *Proceedings of the 7th USENIX NSDI, NSDI'10*, pages 17–17, Berkeley, CA, USA. USENIX Association.
- Kliazovich, D., Bouvry, P., and Khan, S. (2012). GreenCloud: A Packet-Level Simulator of Energy-Aware Cloud Computing Data Centers. *The Journal of Supercomputing*, 62(3):1263–1283.
- Moore, J., Chase, J., Ranganathan, P., and Sharma, R. (2005). Making Scheduling Cool: Temperature-Aware Workload Placement in Data Centers. In *Proceedings of The USENIX Annual Technical Conference, ATC '05*, pages 5–5, Berkeley, CA, USA. USENIX Association.
- Moro, M. P. (2018). SimDC3D: A Data Center Simulator. <https://github.com/simdc3d>.
- Nucci, A., Sridharan, A., and Taft, N. (2005). The Problem of Synthetically Generating IP Traffic Matrices: Initial Recommendations. *SIGCOMM Comput. Commun. Rev.*, 35(3):19–32.
- Rainer Hegger, Holger Kantz, T. S. (2016). TISEAN 3.0.1 - Nonlinear Time Series Analysis. <http://http://www.mpipks-dresden.mpg.de/tisean/>.
- Ricciardi, S., Careglio, D., Santos-Boada, G., Sole-Pareta, J., Fiore, U., and Palmieri, F. (2011). Saving Energy in Data Center Infrastructures. In *Data Compression, Communications and Processing (CCP), 2011 First International Conference on*, pages 265–270.
- Rong, H., Zhang, H., Xiao, S., Li, C., and Hu, C. (2016). Optimizing Energy Consumption for Data Centers. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 58(C):674–691.
- Saino, L., Cocora, C., and Pavlou, G. (2013). A Toolchain for Simplifying Network Simulation Setup. In *Proceedings of the 6th International ICST Conference on Simulation Tools and Techniques, SIMUTOOLS '13, ICST, Brussels, Belgium, Belgium. ICST*.
- Tighe, M., Keller, G., Bauer, M., and Lutfiyya, H. (2012). DCSim: A Data Centre Simulation Tool for Evaluating Dynamic Virtualized Resource Management. In *CNSM 2012 Workshop on Systems Virtualization Management*, pages 385–392.
- Yeo, S. and Lee, H.-H. S. (2012). SimWare: A Holistic Warehouse-Scale Computer Simulator. *Computer*, 45(9):48–55.
- Yue, M. and Zhang, L. (1995). A Simple Proof of the Inequality $MFFD(L) \leq 71/60 OPT(L) + 1$, L for the MFFD Bin-Packing Algorithm. *Acta Mathematicae Applicatae Sinica*, 11(3):318–330.