

Avaliação do Tempo de Retorno de Carbono na Migração de Contêineres entre Data Centers Distribuídos*

Matheus V. R. Nascimento, Daniel Cordeiro

¹Escola de Artes, Ciências e Humanidades - Universidade de São Paulo (EACH-USP)
São Paulo – SP – Brasil

{mvr.nascimento,daniel.cordeiro}@usp.br

Abstract. *Migrating containers between distributed data centers lets schedulers follow low-carbon electricity, but checkpointing, compression and wide-area transfers consume energy. We estimate the Carbon Payback Time of cold container migration by combining CRIU and compression energy, measured with Intel RAPL on an HPC workload (NPB BT), with WAN energy models across 10 data centers. Local operations account for 1% to 2% of the footprint, and compressing the high-entropy memory image with xz yields a carbon debt five to six times that of sending it uncompressed. Uncompressed transfers pay back in 0.03 to 5.21 minutes, far shorter than the 9- to 10-hour solar low-carbon windows observed in Spain and Northern California on a sample day, suggesting that carbon-aware migration can be feasible for this workload.*

Resumo. *A migração de contêineres entre data centers permite acompanhar a eletricidade de menor carbono, mas o checkpoint, a compressão e a transferência consomem energia. Este trabalho estima o Tempo de Retorno de Carbono da migração a frio combinando a energia do CRIU e da compressão, medida com Intel RAPL numa carga HPC (NPB BT), a modelos de rede WAN entre 10 data centers. As operações locais respondem por 1% a 2% da pegada, e comprimir a imagem de alta entropia com xz gera uma dívida de carbono cinco a seis vezes maior que a do envio sem compressão. Sem compressão, o retorno ocorre entre 0,03 e 5,21 minutos, bem abaixo dos vales solares de 9 a 10 horas observados na Espanha e no norte da Califórnia em um dia de amostra, o que sugere a viabilidade dessa migração.*

1. Introdução

A computação em nuvem adota amplamente a arquitetura de contêineres para provisionar serviços com agilidade e escala. A migração de instâncias com estado (*stateful*) entre *data centers* geograficamente distribuídos viabiliza o balanceamento de carga, a tolerância a falhas [Kaur et al. 2022] e a computação ciente de carbono (*carbon-aware computing*), permitindo direcionar o processamento para regiões com maior oferta de energia de baixo carbono [Aksanli et al. 2016].

*Este trabalho foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP #2023/00811-0), do CCD Cidades Carbono Neutro (FAPESP #2024/01115-0) e do grupo de pesquisa THUS (Techno-Human Systems of the Future) do Centro Internacional de Pesquisa (IRC) ‘Transitions’ (CNRS, USP e FAPESP CIP #2025/01171-0).

Entretanto, transferir cargas entre regiões acarreta custos energéticos adicionais, já que a migração a frio (*cold migration*) congela o processo na origem, copia seu estado pela rede de longa distância (WAN) e o restaura no destino, consumindo energia local nas duas pontas além da energia do tráfego. Em contêineres Linux, essa operação costuma ser feita pelo CRIU (*Checkpoint/Restore In Userspace*) [CRIU 2026], ferramenta que percorre a árvore de processos do contêiner, grava em arquivos de imagem a memória e o estado de núcleo associados a ela e, no destino, recria os processos a partir dessas imagens [Pickartz et al. 2016]. Se o tempo de amortização dessas emissões não for quantificado, a transferência pode anular os ganhos ecológicos esperados, e embora existam propostas de roteamento sustentável na literatura, a maior parte dos estudos baseia-se em simulações de alto nível, sem validação empírica do consumo de *hardware* nem do impacto real dos algoritmos de compressão de memória.

Este trabalho avalia o Tempo de Retorno de Carbono ($T_{payback}$), definido como o tempo a partir do qual a economia contínua obtida ao executar a aplicação em um *data center* mais limpo iguala as emissões acumuladas pela própria migração. A avaliação segue uma abordagem híbrida, em que o consumo energético do congelamento, da restauração e da compressão (lz4, zstd e xz) é medido em bancada com o CRIU e a interface Intel RAPL sob a carga científica NPB BT, enquanto as emissões da transferência são estimadas por modelos de energia de enlaces ópticos em uma matriz de 10 *data centers*. As contribuições do trabalho são (i) a medição do custo energético local do *checkpoint/restore* e da compressão de uma imagem de memória de alta entropia, (ii) a integração dessas medições a três modelos de energia de rede WAN em um único indicador de tempo de retorno e (iii) a análise da sensibilidade desse indicador aos parâmetros do modelo de rede, ao tamanho do estado e à variação temporal da intensidade de carbono.

O restante do artigo apresenta os trabalhos relacionados na Seção 2, os materiais e métodos na Seção 3, os resultados na Seção 4 e sua discussão, com as limitações do estudo, na Seção 5, enquanto a Seção 6 conclui o trabalho.

2. Trabalhos Relacionados

A modelagem do consumo de energia em redes de transporte físico foi estabelecida por [Baliga et al. 2009] e [Tucker 2011], que quantificaram e detalharam os custos energéticos de *switches*, transceptores e amplificadores ópticos em enlaces terrestres e submarinos. Esses trabalhos justificam modelos empíricos do tipo *bottom-up* de redes *IP-over-WDM*, ao demonstrar a divisão do consumo entre o roteamento ativo e as interfaces de comunicação óptica.

No escopo de estimativas de intensidade de transmissão, [Aslan et al. 2018] analisou e refinou o histórico da intensidade elétrica da transmissão de dados, provendo uma consolidação da eficiência energética que atua como linha de base global. Complementarmente, [Coroama 2021] investigou as discrepâncias entre estimativas na literatura, evidenciando que o trânsito da rede central (*WAN core*) é mais eficiente quando comparado a redes móveis e de acesso final (RAN e FAN), o que corrobora o foco da investigação em enlaces de longa distância e tráfego inter-*data center*. Já os trabalhos de [Mytton et al. 2024] e [Guennebaud and Bugeau 2024] demonstraram as limitações de métricas lineares fixas por *gigabyte*, destacando o impacto da potência ociosa (*idle power*) em equipamentos ópticos e defendendo o uso de abordagens incrementais e atribucionais.

Como contrapartida aos ganhos da orquestração geográfica, foram mapeados gargalos práticos e o consumo agregado de movimentar máquinas virtuais ou contêineres entre hospedeiros. A pesquisa de [Rybina et al. 2013] mensurou os perfis computacionais sob condições de estresse de *hypervisors* em esquemas de migração com cópia iterativa de memória, construindo aproximações polinomiais de consumo de CPU que expressam os *overheads* gerados em cenários com variados *delays* (RTT), enquanto o trabalho de [Pickartz et al. 2016] avaliou a migração de contêineres LXC com o CRIU em ambiente de computação de alto desempenho, com foco em desempenho e não em energia.

No escalonamento ciente de energia renovável e de carbono, o trabalho de [Qureshi et al. 2009] propôs redirecionar requisições entre *data centers* para explorar diferenças geográficas e temporais no preço da eletricidade, e o de [Aksanli et al. 2016] usou previsões de geração solar e eólica para orquestrar cargas em *data centers* e o tráfego da rede de *backbone*. Em [Vasconcelos et al. 2022], simulações mostraram que políticas *follow-the-renewables* que ignoram a rede congestionam os enlaces com migrações ao vivo de máquinas virtuais e desperdiçam energia na origem e no destino. Já os *Carbon Containers* [Thiede et al. 2023] suspendem e retomam contêineres por *checkpoint/restore* conforme a intensidade de carbono local, deslocando a execução no tempo e não entre regiões.

Este artigo se diferencia ao medir em *hardware* real a energia do *checkpoint-int/restore* e da compressão e integrá-la a modelos físicos de energia de rede, de modo que o custo local passa a ser medido e apenas o custo da transferência permanece modelado.

3. Materiais e Métodos

A avaliação combina duas frentes. A primeira coleta métricas de baixo nível (tempo, energia e contadores de *hardware*) em um ambiente real controlado, e a segunda aplica esses dados a um modelo analítico que estima as emissões da migração entre *data centers* geograficamente distribuídos, comparando três modelos de energia para o tráfego de rede.

3.1. Ambiente Computacional e Isolamento de Hardware

O ambiente de execução utilizado para a coleta das métricas é composto por um processador Intel Core i5-4590 com 4 núcleos e 8 GB de memória RAM com frequência de 1600 MHz, executando o sistema operacional Linux Mint 22.1 com versão do *kernel* 6.8.0-136-generic. Como a medição do consumo energético de processos é altamente sensível a ruídos, uma série de contenções foi implementada.

Para garantir a reprodutibilidade e evitar o custo de invalidação do cache de memória L1/L2 decorrente da migração de processos pelo escalonador do sistema operacional, aplicou-se uma política estrita de fixação de afinidade de CPU (*CPU pinning*). Utilizando a ferramenta *taskset*, a execução do *runtime* do contêiner e dos processos de *checkpoint/restore* foi isolada e confinada aos núcleos 0 e 1.

Para mitigar flutuações nas métricas de energia causadas por efeitos de *thermal throttling* e escalonamento dinâmico de frequência, o recurso *Intel Turbo Boost* do processador foi desabilitado diretamente no *driver intel_pstate* do *kernel* Linux (`/sys/devices/system/cpu/intel_pstate/no_turbo`). Adicionalmente, estabeleceu-se um período de resfriamento térmico (*cooldown*) de 60 segundos entre cada

iteração do experimento, garantindo que a dissipação térmica retornasse ao estado inicial e não influenciasse as rodadas subsequentes.

3.2. Ferramentas de Virtualização

A virtualização em nível de sistema operacional (contêinerização) foi realizada utilizando o *runtime* de contêineres `runc` [Open Container Initiative 2026], versão 1.5.1, compatível com a especificação OCI (*Open Container Initiative*). O congelamento e a restauração do estado do contêiner foram delegados ao CRIU [CRIU 2026], versão 4.2, que opera de forma nativa com o `runc`, e as imagens geradas por ele, assim como os arquivos comprimidos, foram gravadas no diretório `/tmp` do disco local. Para que cada execução ocorresse sob condições idênticas do sistema de arquivos, a cada iteração o diretório raiz do contêiner era destruído e recriado a partir de uma cópia original intocada, o que elimina vieses causados pelo *page cache* do Linux em execuções repetidas.

3.3. Carga de Trabalho

Utilizou-se o *kernel* BT (*Block Tridiagonal*) Classe C do NAS Parallel Benchmarks (NPB) [Bailey et al. 1991], versão 3.4.3 com OpenMP, compilado com GCC/Gfortran e executado com os parâmetros padrão da classe (binário `bt.C.x`, sem argumentos). A variável `OMP_NUM_THREADS=2` foi fixada nas variáveis de ambiente do contêiner para a execução nos dois núcleos dedicados. O *benchmark* executa operações matriciais densas de computação de alto desempenho (HPC), gerando uma imagem de memória de alta entropia com 0,72 GB (689,76 MiB).

3.4. Estratégia de Captura de Métricas

O perfil energético foi obtido de forma síncrona às chamadas do `runc` com a ferramenta `perf stat` (versão 6.8), conectada à interface Intel RAPL (*Running Average Power Limit*) [David et al. 2010]. Foram coletados os gastos em Joules nos domínios do pacote da CPU (`energy-pkg`), dos módulos de memória RAM (`energy-ram`) e dos núcleos de processamento (`energy-cores`). A energia de cada operação é a soma de `energy-pkg` e `energy-ram`, já que `energy-cores` é um subdomínio do pacote e somá-lo contaria o mesmo consumo duas vezes. A sincronização restringe a janela de medição ao tempo de execução de cada operação do CRIU, mas o RAPL mede o pacote inteiro e, portanto, inclui a atividade residual do sistema nesse intervalo. Os valores reportados são brutos, sem subtração da potência ociosa do pacote, o que pesa mais nas operações longas, como os 366 s de compressão do `xz`.

3.5. Fases do Experimento

Os experimentos foram conduzidos em três fases, com 30 repetições, para estimar a média e o IC95% de cada métrica:

1. **Fase 1 – Linha de Base (*Baseline*):** execução ininterrupta da carga, para determinar sua potência média contínua em Watts (P_{app}).
2. **Fase 2 – Checkpoint/Restore (C/R):** execução do contêiner com disparo do `dump` do CRIU aos 60 s e restauração subsequente (`restore`), após uma pausa de 15 s.
3. **Fase 3 – Avaliação de Compressão:** compactação e descompactação da imagem de estado (S_{image}) com os algoritmos LZ4, Zstandard (`zstd`) e LZMA2 (`xz`) nos níveis padrão de cada ferramenta (`lz4 -1`, `zstd -3` e `xz -6`), sem

opção explícita de *threads* e restritos aos núcleos 0 e 1 pelo `taskset`, com 30 repetições por algoritmo. A compressão é feita em *pipe* com o `tar` (`tar -cf - | <compressor>`), de modo que a duração e a energia reportadas incluem o arquivamento.

3.6. Modelagem das Emissões

A dívida total de carbono da migração ($D_{\text{migração}}$, em gCO₂-eq) é composta pelas emissões no *data center* de origem (D_{origem}), na rede WAN (D_{rede}) e no destino (D_{destino}):

$$D_{\text{migração}} = D_{\text{origem}} + D_{\text{rede}} + D_{\text{destino}} \quad (1)$$

nas quais as emissões locais dependem das energias consumidas (em kWh) e das respectivas intensidades de carbono (CI_{origem} e CI_{destino} , em gCO₂-eq/kWh):

$$D_{\text{origem}} = (E_{\text{dump}} + E_{\text{comp}}) \times CI_{\text{origem}} \quad (2)$$

$$D_{\text{destino}} = (E_{\text{decomp}} + E_{\text{restore}}) \times CI_{\text{destino}} \quad (3)$$

As intensidades de carbono CI e as coordenadas geográficas das regiões provêm de dados históricos da plataforma *Electricity Maps* [Electricity Maps 2026], e não de consultas em tempo real. Para cada região adotou-se a média das intensidades diárias de junho e julho de 2026 (61 dias), período em que parte das séries é marcada pela própria plataforma como estimada, e a variação intradiária foi analisada com a série de resolução de 15 min de 01/06/2026. Como cenário de referência conservador, adotou-se a rota de maior T_{payback} entre os pares com $\Delta CI > 0$ ($\Delta CI = 9,3$ gCO₂-eq/kWh), Espanha (eu-south-2, $CI = 88,6$ gCO₂-eq/kWh) $\rightarrow$ São Paulo (sa-east-1, $CI = 79,3$ gCO₂-eq/kWh), com distância ortodrômica $d = 8658$ km. Ao longo dos dois meses, as médias diárias da Espanha variaram entre 51,0 gCO₂-eq/kWh e 141,0 gCO₂-eq/kWh, e as de São Paulo entre 55,0 gCO₂-eq/kWh e 110,0 gCO₂-eq/kWh, uma variabilidade de dezenas de gCO₂-eq/kWh dentro de cada região, maior que o próprio ΔCI do cenário de referência. Essa variabilidade sugere, como hipótese não avaliada neste trabalho, que um escalonador que explore as diferenças diárias de CI , em vez das médias do período, poderia obter tempos de retorno mais curtos do que os aqui reportados.

3.6.1. Modelagem da Rede e Transferência de Dados

As estimativas de energia por *byte* transmitido em redes de longa distância (WAN) não seguem uma relação estritamente linear, já que boa parte do consumo dos equipamentos ópticos é fixa, independente do tráfego. Para analisar as emissões do tráfego (D_{rede}) sem incidir nessa simplificação, adotam-se três modelos de cálculo para a energia exigida pela rede por *gigabyte* transferido ($E_{\text{rede.Wh/GB}}$):

1. **Modelo de Atribuição Bottom-Up (Cambridge + RTT):** distribui retrospectivamente os custos fixos de ociosidade operacional (*always-on baseload*) dos nós ópticos, baseando-se no tráfego alocado.
2. **Modelo de Consumo Incremental (Dynamic Power Model):** considera apenas o incremento de potência adicionado nos *switches* e lasers pela transmissão física.

3. Modelo Estático Linear: adota o coeficiente histórico fixo de 0,030 kWh/GB [Aslan et al. 2018] como linha de base para comparação.

Nos dois modelos físicos, a latência de ida e volta (*Round-Trip Time*, RTT, em milissegundos) é estimada a partir da distância ortodrômica (d , em km) entre os *data centers*. Com a velocidade de propagação da luz na fibra óptica $v = c/n \approx 200\,000$ km/s, em que c é a velocidade da luz no vácuo e $n \approx 1,5$ é o índice de refração do vidro [Alhumaima et al. 2018], o percurso de ida e volta $2d$ resulta em $RTT = 2d/v = d/100$ ms. Um fator de penalidade (β_{rtt}) representa o *overhead* de retransmissão TCP e o tempo maior de ocupação de *buffers* nos enlaces longos, traduzindo o atraso em acréscimo de potência:

$$\beta_{rtt} = 1,0 + \left(\frac{RTT}{120,0} \right)^{1,5} \quad (4)$$

Trata-se de uma heurística, já que a constante de 120,0 ms e o expoente 1,5 foram escolhidos para produzir uma penalidade crescente e suave com a distância e não derivam de RTTs medidos, e por isso a Seção 4.5 avalia a sensibilidade do resultado a esses dois parâmetros.

No **Modelo de Atribuição**, estima-se o número de saltos de rede $\text{numHops} = \max(2, \lfloor d/1500 \rfloor + 1)$, o custo de roteamento *core* $E_{router_bit} = 2,7$ nJ/bit e o custo do enlace óptico $E_{optical_ref} = 29,8$ nJ/bit [Baliga et al. 2009, Tucker 2011]:

$$E_{atrib_bit} = \left(\text{numHops} \times E_{router_bit} + E_{optical_ref} \times \frac{d}{10000} \right) \times \beta_{rtt} \quad (5)$$

O fator $PU E_{rede} = 1,15$ estende à rede a lógica do *Power Usage Effectiveness* de *data center*, já que nós ópticos também demandam refrigeração e redundância de energia, *overhead* considerado por [Baliga et al. 2009, Tucker 2011] na contabilização de *switches* e amplificadores em enlaces terrestres. Com essa eficiência, a energia por *gigabyte* em Wh/GB é:

$$E_{atrib_Wh/GB} = E_{atrib_bit} \times \left(\frac{8,0}{3600,0} \right) \times PU E_{rede} \quad (6)$$

No **Modelo Incremental**, baseado no coeficiente de potência dinâmica ($P_{dynamic_coef} = 0,03$ W/Mbps) [Mytton et al. 2024], a energia em Wh/GB é:

$$E_{incr_Wh/GB} = \left(P_{dynamic_coef} \times 1000 \times \frac{8,0}{3600,0} \right) \times \beta_{rtt} \times PU E_{rede} \quad (7)$$

A emissão na rede (D_{rede}) para uma imagem de tamanho S_{image} (em GB decimais) é dada pela Equação 8, em que a divisão por 1000 converte Wh em kWh e $CI_{wan} = 300,0$ gCO₂-eq/kWh é o valor de referência adotado para a intensidade de carbono média da eletricidade que alimenta a rede:

$$D_{rede} = \left(\frac{E_{rede_Wh/GB}}{1000} \right) \times CI_{wan} \times S_{image} \quad (8)$$

3.6.2. Tempo de Retorno de Carbono

O Tempo de Retorno de Carbono ($T_{payback}$), expresso em horas, é atingido no momento exato em que a taxa de emissão evitada por processar no destino mais limpo anula a dívida acumulada da migração:

$$T_{payback} = \frac{D_{migração}}{(P_{app.origem} \times CI_{origem}) - (P_{app.destino} \times CI_{destino})} \quad (9)$$

em que $P_{app.origem}$ e $P_{app.destino}$ são a potência operacional média da aplicação na origem e no destino. Como as duas pontas executam a mesma aplicação no mesmo tipo de *hardware*, adota-se $P_{app.origem} = P_{app.destino} = P_{app}$, medida na Fase 1.

4. Resultados

As medições da carga NPB BT Classe C registraram uma imagem de *dump* não comprimida (S_{image}) de 0,72 GB (689,76 MiB) e potência contínua da aplicação de 47,14 W.

4.1. Processamento Local vs. Tráfego de Rede

O congelamento (E_{dump}) e a restauração ($E_{restore}$) do estado consumiram em média 13,33 J ($\approx 3,70 \times 10^{-6}$ kWh) e 9,69 J ($\approx 2,69 \times 10^{-6}$ kWh), respectivamente, com semi-amplitude do IC95% de 0,18 J nas 90 execuções dos 3 lotes da Fase 3. No cenário Espanha → São Paulo (8 658 km), a transmissão consome 0,124 Wh/GB no modelo Incremental e 0,173 Wh/GB no modelo Atribucional. No modelo estático linear [Aslan et al. 2018], a transmissão responde por mais de 99,9% das emissões totais, enquanto nos modelos físicos as operações locais do CRIU passam a representar de 1,4% a 2,0% das emissões na transferência sem compressão (*raw*), e a rede responde pelos 98,0% a 98,6% restantes (Figura 1).

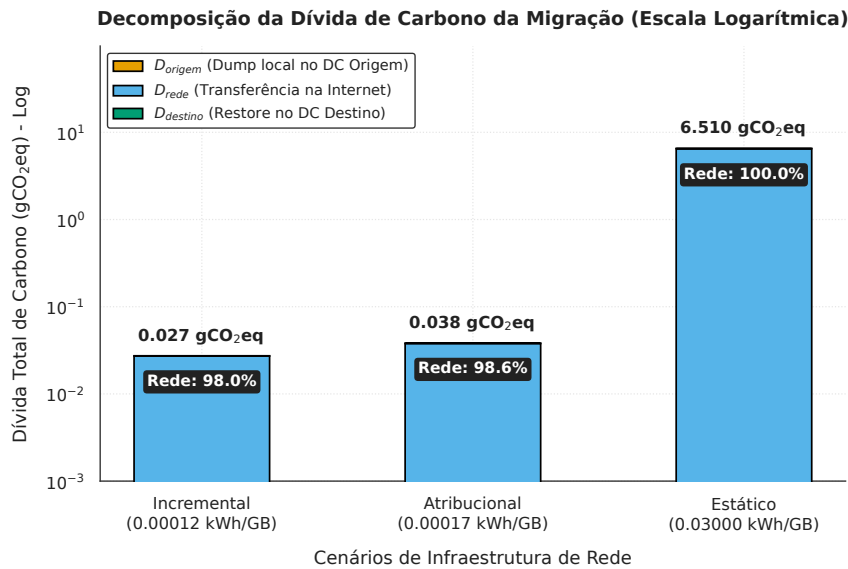


Figura 1. Decomposição da dívida de carbono da migração, comparando o processamento local e o tráfego de rede (cenário Espanha → São Paulo).

4.2. O Trade-off da Compressão de Estado

Como a transmissão em rede concentra a maior parte do impacto, avaliou-se o uso de compressão sobre as imagens geradas pelo CRIU com os algoritmos `lz4`, `zstd` e `xz` (Tabela 1). O *benchmark* NPB BT manipula matrizes densas de ponto flutuante com grande variabilidade nas mantissas, gerando *dumps* com alta entropia binária, em que sequências repetidas são raras. Como o `lz4` e o `zstd` em nível padrão fazem uma busca rápida e rasa por repetições, e apenas o `zstd` aplica uma etapa de codificação de entropia sobre o resultado, os dois alcançam reduções modestas de volume (2,31% e 8,31%, com razões de compressão de 0,9769 e 0,9169). O coeficiente de variação da energia por operação ficou entre 0,4% e 7,6% na compressão e na descompressão e entre 2,3% e 11,8% no *dump* e no *restore*, operações curtas em que iterações isoladas pesam mais, enquanto a energia total do *pipeline* variou menos de 6% em todas as ferramentas.

Tabela 1. Trade-off entre consumo energético e taxa de redução de algoritmos de compressão no NPB BT (média $\pm$ semi-amplitude do IC95%, $n = 30$; energia RAPL `pkg+ram`; compressão inclui o `tar`, e a linha TAR corresponde ao arquivamento sem compressão).

Algor.	Tamanho (MiB)	Redução	Duração (s)		Energia (J)	
			Comp.	Descomp.	Comp.	Descomp.
TAR	689,80	0,00%	$0,76 \pm 0,01$	$0,73 \pm 0,01$	$13,26 \pm 0,09$	$12,08 \pm 0,11$
LZ4	673,81	2,31%	$1,80 \pm 0,03$	$1,57 \pm 0,01$	$37,37 \pm 1,06$	$34,28 \pm 0,46$
ZSTD	632,45	8,31%	$5,97 \pm 0,04$	$1,47 \pm 0,05$	$111,51 \pm 0,73$	$35,69 \pm 0,99$
XZ	537,47	22,08%	$366,80 \pm 0,97$	$40,31 \pm 0,05$	$5394,98 \pm 61,19$	$699,58 \pm 0,98$

O LZMA2 (`xz`) pertence à mesma família LZ77, mas busca repetições de forma muito mais exaustiva em um dicionário maior e codifica o resultado com um *range coder* adaptativo, cujas probabilidades dependem do contexto dos bits já codificados. Esse esforço adicional de busca e de codificação de entropia reduziu a imagem em 22,08% (537,47 MiB), ao custo computacional de $E_{comp} \approx 5395$ J e $E_{decomp} \approx 700$ J. Sob os modelos físicos de rede, a dívida total da migração com `xz` ($\approx 0,170$ gCO₂-eq a 0,178 gCO₂-eq) é de 4,7 a 6,2 vezes a da migração sem compressão ($\approx 0,027$ gCO₂-eq a 0,038 gCO₂-eq).

4.3. Tempo de Retorno de Carbono e Impacto da Rede

O cálculo do $T_{payback}$ na rota Espanha $\rightarrow$ São Paulo ($\Delta CI = 9,3$ gCO₂-eq/kWh, 8658 km) varia consideravelmente conforme o modelo de rede empregado (Figura 2). Nos modelos físicos (Incremental e Atribucional), o ponto de equilíbrio é atingido entre 3,75 e 5,21 minutos, enquanto o modelo linear estático (0,030 kWh/GB) eleva o tempo de compensação para 14,8 horas (890,9 min). Em uma execução contínua de 24 horas, a migração gera uma economia líquida de 10,49 gCO₂-eq no modelo Incremental e 10,48 gCO₂-eq no Atribucional, com reduções de 10,47% e 10,46% em comparação com a permanência no *data center* de origem.

Ao estender a análise para a matriz de 10 *data centers* sob o modelo Atribucional (Figura 3), o $T_{payback}$ permaneceu abaixo de 6 minutos em todos os cenários com ganho ambiental ($\Delta CI > 0$), variando entre 0,03 e 5,21 minutos. O maior tempo (5,21 min) ocorreu na rota Espanha $\rightarrow$ São Paulo, em razão da pequena diferença na

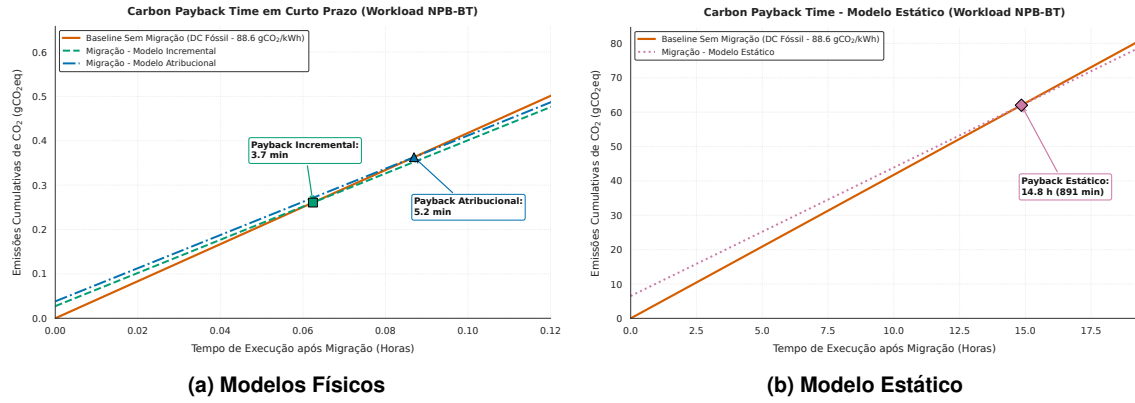


Figura 2. Tempo de Retorno de Carbono sob diferentes modelos de rede (Espanha → São Paulo).

intensidade de carbono e da grande distância ortodrômica entre as duas regiões. Ao transferir instâncias de matrizes elétricas fósseis (Melbourne, 439,8 gCO₂-eq/kWh; N. Virgínia, 357,9 gCO₂-eq/kWh) para regiões com baixa intensidade de emissão (Paris, 11,0 gCO₂-eq/kWh), a compensação ocorre entre 0,09 e 0,37 minutos (6 a 22 segundos), mesmo em distâncias superiores a 16 000 km.

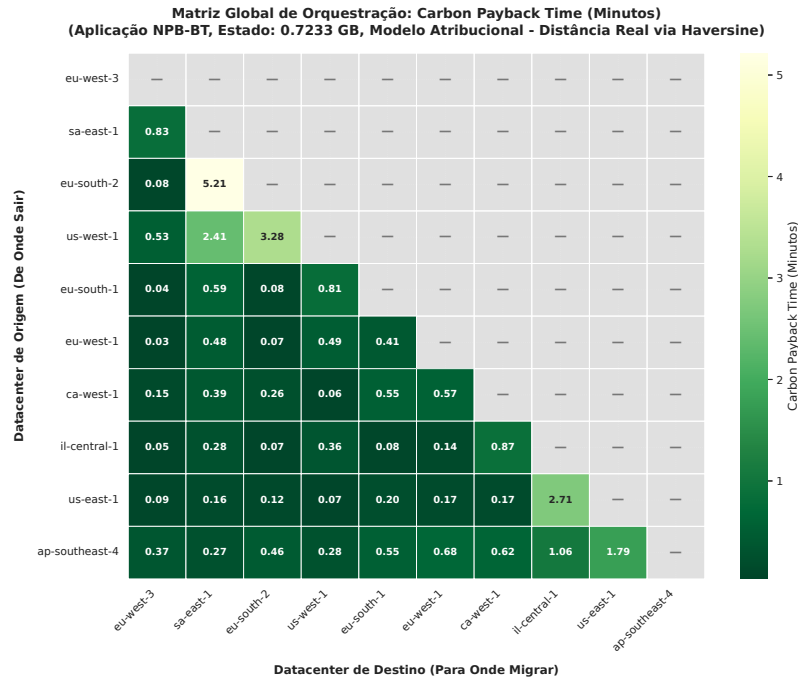


Figura 3. Matriz global de $T_{payback}$ (minutos) entre 10 data centers (Modelo Atribucional).

4.4. Variação Diária da Intensidade de Carbono

A intensidade de carbono ao longo de 01/06/2026 (Figura 4) apresenta quedas expressivas nos horários de geração solar. Na Espanha, o índice fica entre 39 gCO₂-eq/kWh e 49 gCO₂-eq/kWh das 07:00 às 16:45 UTC e sobe a 147 gCO₂-eq/kWh às 19:00 UTC, e no norte da Califórnia permanece entre 21 gCO₂-eq/kWh e 34 gCO₂-eq/kWh das 15:00

à 01:00 UTC, contra um pico de 113 gCO₂-eq/kWh às 12:30 UTC. Na Irlanda, a geração eólica intermitente causa flutuações entre 121 e 269 gCO₂-eq/kWh, enquanto Paris e São Paulo mantêm níveis baixos e estáveis (2 a 10 gCO₂-eq/kWh, com fonte nuclear, e 68 a 92 gCO₂-eq/kWh, com hidrelétricas).

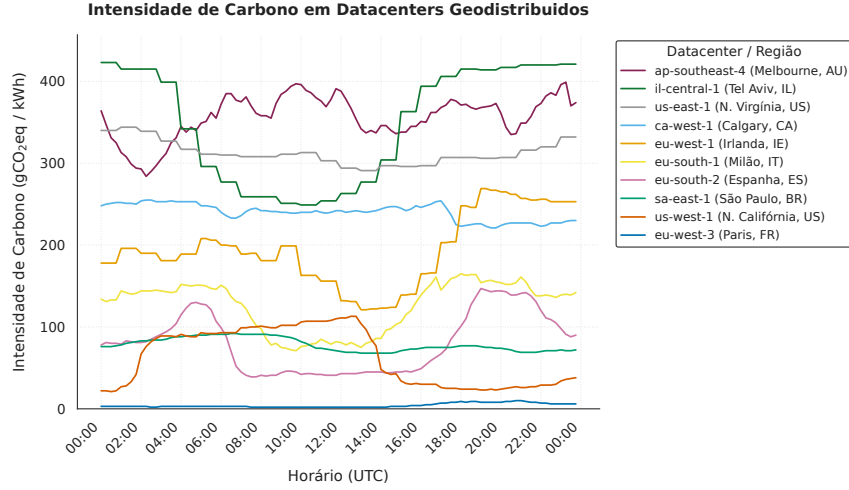


Figura 4. Variabilidade diária da intensidade de carbono em 01/06/2026 (gCO₂-eq/kWh, resolução 15 min, 24h UTC).

4.5. Análise de Sensibilidade

Para avaliar a robustez da heurística β_{rtt} , recalculou-se o $T_{payback}$ da rota de referência para toda combinação de constante entre 90 e 150 ms ($\pm 25\%$ em torno de 120 ms) e de expoente entre 1,0 (linear) e 2,0 (quadrático). O resultado varia entre 4,32 e 6,33 minutos (Figura 5a), uma oscilação de -17% a $+21\%$ em torno dos 5,21 minutos, dentro da mesma ordem de grandeza.

Para avaliar até onde a conclusão de viabilidade se generaliza, o modelo analítico foi estendido a imagens de estado maiores sob os quatro perfis de compressão, no modelo Atribucional (Figura 5b). Mesmo em 8 GB, o $T_{payback}$ da rota Espanha $\rightarrow$ São Paulo permanece abaixo de uma hora (56,9 min sem compressão). Nessa extrapolação, a energia de compressão e descompressão é mantida no valor medido para a imagem de 0,72 GB e apenas o volume transferido cresce, o que subestima o custo de CPU de todos os compressores nos tamanhos maiores, e por isso as curvas com compressão devem ser lidas como limite inferior do $T_{payback}$.

5. Discussão

Os resultados são consistentes com [Mytton et al. 2024] e [Guennebaud and Bugeau 2024] de que métricas lineares por *gigabyte* superestimam o custo da rede. Com o coeficiente estático, a rede responde por mais de 99,9% da dívida e o $T_{payback}$ chega a 14,8 horas, enquanto os modelos físicos o reduzem a poucos minutos e elevam a parcela local de cerca de 0,01% para 1,4% a 2,0%. Embora pequena em termos absolutos, essa parcela fica cerca de duas ordens de grandeza acima da prevista pelo modelo estático e passa a dominar a dívida quando se adota compressão pesada.

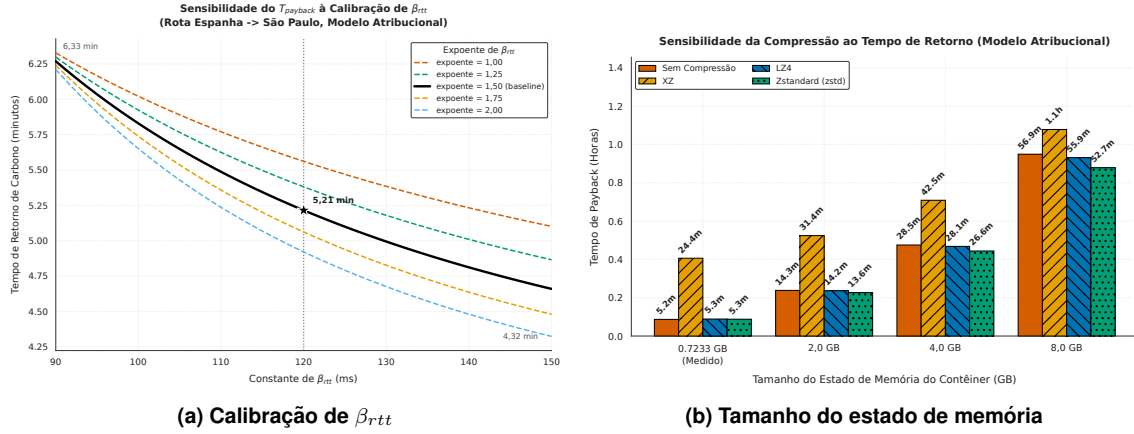


Figura 5. Sensibilidade do $T_{payback}$ na rota Espanha → São Paulo (Modelo Atribucional).

Para a carga avaliada, a compressão agressiva é energeticamente desfavorável, já que o xz troca 22% de volume por mais de 6 000 J de CPU e os compressores de busca rápida (lz4 e zstd em nível padrão) quase não reduzem a imagem, de modo que transferir o estado bruto é a estratégia de menor dívida com enlaces ópticos eficientes. Esse resultado depende do perfil da memória e do *hardware*, porque aplicações com regiões zeradas ou matrizes esparsas tendem a comprimir melhor e servidores com aceleração de compressão por *hardware*, como o Intel QAT, reduzem o custo de CPU que torna o xz desvantajoso aqui.

Os vales de baixa intensidade de carbono observados duram várias horas, cerca de 9 a 10 horas na Espanha e no norte da Califórnia em 01/06/2026, enquanto o $T_{payback}$ da migração sem compressão fica abaixo de 6 minutos em todas as rotas com ganho ambiental. Essa diferença de cerca de duas ordens de grandeza indica que políticas do tipo *follow-the-sun* e *follow-the-wind* podem amortizar a dívida da transferência dentro de um mesmo vale, desde que o modelo de rede represente bem o custo real da WAN, ressalva que motiva as limitações a seguir.

5.1. Limitações

O estudo apresenta cinco limitações principais:

1. **Escopo do RAPL:** a medição cobre apenas CPU e RAM, sem contabilizar discos, interfaces de rede, ventoinhas e refrigeração, e inclui a atividade residual do sistema no pacote medido.
2. **Carga e plataforma:** os testes usaram uma única aplicação (NPB BT Classe C, imagem de 0,72 GB) em um processador de *desktop* (Intel Core i5-4590). Servidores de *data center* têm maior eficiência energética por Watt e aceleradores de compressão, e outras aplicações podem ter entropia de memória bem diferente.
3. **Modelo de rede:** o consumo da WAN não é medido, e o número de saltos, o fator β_{rtt} e o CI_{wan} são estimativas não validadas com rotas, vazão ou congestionamento reais. A análise de sensibilidade limita, mas não substitui, essa validação.
4. **Dados de intensidade de carbono:** o cenário de referência usa médias de dois meses e a variação intradiária vem de um único dia, com parte das séries estimada pela própria plataforma.

5. **Modelo de migração:** o estudo avalia a migração a frio, e a análise energética da migração ao vivo (*live migration*) com pré-cópia iterativa fica como trabalho futuro.

6. Conclusão

Este trabalho avaliou o Tempo de Retorno de Carbono da migração a frio de contêineres entre *data centers*, combinando a energia medida do *checkpoint/restore* e da compressão a três modelos de energia de rede WAN. Na carga NPB BT, o processamento local respondeu por 1% a 2% das emissões da migração sob os modelos físicos de rede, cerca de duas ordens de grandeza acima do previsto pelo modelo linear estático. A compressão leve quase não reduziu a imagem de alta entropia ($< 9\%$), e o *xz* reduziu o volume em 22% ao custo de mais de 6 000 J, o que elevou a dívida da migração a cinco a seis vezes a do envio sem compressão.

Sem compressão, os tempos de retorno na matriz de 10 *data centers* ficaram entre 0,03 e 5,21 minutos, e rotas com mais de 16 000 km amortizaram a transferência em menos de 30 segundos ao partir de matrizes fósseis para matrizes de baixo carbono. Como os vales solares observados na Espanha e no norte da Califórnia em 01/06/2026 duraram de 9 a 10 horas, esses resultados sugerem que escalonadores *follow-the-sun* e *follow-the-wind* são viáveis para cargas com esse perfil, dentro das limitações do modelo de rede discutidas na Seção 5.

Em trabalhos futuros, pretende-se validar o modelo de rede com medições em enlaces reais, estender a avaliação a outras aplicações, a compressores sem perda voltados a dados de ponto flutuante, como *fpzip*, *ndzip* ou *byte-shuffle* seguido de *zstd*, já que ZFP e SZ operam em geral com perda, o que é inadequado para imagens de *checkpoint*, e a *hardware* de servidor, e analisar a migração ao vivo com pré-cópia iterativa e pós-cópia, considerando restrições de disponibilidade do serviço e o escalonamento dinâmico de migrações em escala guiado pela variação diária e horária da intensidade de carbono.

Declaração de Uso de Inteligência Artificial Generativa

Os autores utilizaram ferramentas de inteligência artificial generativa no apoio à revisão do texto. Todo o conteúdo, os dados, as análises e as conclusões foram verificados pelos autores, que assumem total responsabilidade pelo trabalho.

Referências

- Aksanli, B., Venkatesh, J., Monga, I., and Rosing, T. S. (2016). Renewable energy prediction for improved utilization and efficiency in datacenters and backbone networks. In *Computational Sustainability, Studies in Computational Intelligence*, pages 47–74. Springer, Cham.
- Alhumaima, R. S., Jawad, S. R., and Al-Raweshidy, H. S. (2018). On the energy efficiency of virtual machines' live migration in future cloud mobile broadband networks. In Haidine, A. and Aqqal, A., editors, *Broadband Communications Networks: Recent Advances and Lessons from Practice*, chapter 21. IntechOpen, London.
- Aslan, J., Mayers, K., Koomey, J. G., and France, C. (2018). Electricity intensity of internet data transmission: Untangling the estimates. *Journal of Industrial Ecology*, 22(4):785–798.

- Bailey, D. H., Barszcz, E., Barton, J. T., Browning, D. S., Carter, R. L., Dagum, L., Fatoohi, R. A., Frederickson, P. O., Lasinski, T. A., Schreiber, R. S., Simon, H. D., Venkatakrishnan, V., and Weeratunga, S. K. (1991). The NAS parallel benchmarks. In *Proceedings of the 1991 ACM/IEEE Conference on Supercomputing*, pages 158–165, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Baliga, J., Ayre, R., Hinton, K., Sorin, W. V., and Tucker, R. S. (2009). Energy consumption in optical IP networks. *Journal of Lightwave Technology*, 27(13):2391–2403.
- Coroama, V. (2021). Investigating the inconsistencies among energy and energy intensity estimates of the internet metrics and harmonising values. Technical report, Swiss Federal Office of Energy SFOE.
- CRIU (2026). CRIU: Checkpoint/Restore In Userspace. https://criu.org/Main_Page. Acesso em: 10 out. 2026.
- David, H., Gorbato, E., Hanebutte, U. R., Khanna, R., and Le, C. (2010). RAPL: memory power estimation and capping. In *Proceedings of the 16th ACM/IEEE International Symposium on Low Power Electronics and Design (ISLPED '10)*, pages 189–194, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.
- Electricity Maps (2026). CO₂ emissions of electricity consumption. <https://app.electricitymaps.com/>. Acesso em: 10 out. 2026.
- Guennebaud, G. and Bugeau, A. (2024). Energy consumption of data transfer: Intensity indicators versus absolute estimates. *Journal of Industrial Ecology*, 28(4):996–1008.
- Kaur, K., Guillemin, F., and Sailhan, F. (2022). Container placement and migration strategies for cloud, fog, and edge data centers: A survey. *International Journal of Network Management*, 32(6):e2212.
- Mytton, D., Lundén, D., and Malmödin, J. (2024). Network energy use not directly proportional to data volume: The power model approach for more reliable network energy consumption calculations. *Journal of Industrial Ecology*, 28(4):966–980.
- Open Container Initiative (2026). runc. <https://github.com/opencontainers/runc>. Acesso em: 10 out. 2026.
- Pickartz, S., Eiling, N., Lankes, S., Razik, L., and Monti, A. (2016). Migrating Linux Containers using CRIU. In Taufer, M., Mohr, B., and Kunkel, J. M., editors, *ISC High Performance 2016 International Workshops*, volume 9945 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 674–684, Cham. Springer International Publishing.
- Qureshi, A., Weber, R., Balakrishnan, H., Gutttag, J., and Maggs, B. (2009). Cutting the electric bill for internet-scale systems. In *Proceedings of the ACM SIGCOMM 2009 Conference on Data Communication*, pages 123–134, New York. ACM.
- Rybina, K., Dargie, W., Strunk, A., and Schill, A. (2013). Investigation into the energy cost of live migration of virtual machines. In *2013 Sustainable Internet and ICT for Sustainability (SustainIT)*, pages 1–8, Palermo. IEEE.
- Thiede, J., Bashir, N., Irwin, D., and Shenoy, P. (2023). Carbon Containers: A system-level facility for managing application-level carbon emissions. In *Proceedings of the 2023 ACM Symposium on Cloud Computing (SoCC '23)*, pages 17–31, New York, NY, USA. Association for Computing Machinery.

- Tucker, R. S. (2011). Green optical communications—Part I: Energy limitations in transport. *IEEE Journal of Selected Topics in Quantum Electronics*, 17(2):245–260.
- Vasconcelos, M. F. S., Cordeiro, D., and Dufossé, F. (2022). Indirect network impact on the energy consumption in multi-clouds for follow-the-renewables approaches. In *Proceedings of the 11th International Conference on Smart Cities and Green ICT Systems (SMARTGREENS)*, pages 44–55, Setúbal. SciTePress.