

Análise envoltória de dados para eficiência energética e termal em processadores de alto desempenho

Daniel Scheidemantel Camargo*

*Programa de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PPGCA)

Universidade do Estado de Santa Catarina (UDESC) – Joinville, SC – Brazil

e-mail: daniel@colmeia.udesc.br

Resumo— Este artigo apresenta a aplicação do modelo matemático de Análise Envoltória de Dados para apontar as opções de processadores mais eficientes. Neste caso, a eficiência é melhor relação entre um baixo consumo de energia, emissão de calor e custo de aquisição contra um alto desempenho (número de núcleos, cache, frequência e benchmarks) e uma alta temperatura de operação. Foram analisados vinte e seis processadores da Intel Xeon E5. No método padrão foram encontradas seis opções mais eficientes, sendo eliminada essa ambiguidade com o método da fronteira invertida, que indicou ao final apenas uma única opção: Intel Xeon E5-2630L.

Keywords—Processors, Energy-Aware, Thermal-Aware, DEA, Internet Data Centers.

I. INTRODUÇÃO

A crescente demanda de dados produzidos pela humanidade demanda traz constantes desafios para as organizações que possuem ou dependem de serviços providos por *Data Centers* (DCs) [1], [2]. Um destes desafios está relacionado ao uso de energia elétrica em sua infraestrutura, sendo uma das maiores restrições para a sua expansão [3]. Contudo, mesmo alcançando a eficiência energética através da consolidação de servidores [4] e de boas práticas para os sistemas de suporte [5], é necessário o crescimento dos DCs [6] para suprir a demanda computacional cada vez mais exigida pelo advento de novos paradigmas, como a computação em nuvem. Internamente ao DC, esta demanda de crescimento está relacionada com a capacidade de processamento/memória, armazenamento e comunicação em redes, e a sua escalabilidade pode ser vista sob dois viés: horizontal e vertical. Enquanto a escalabilidade horizontal consiste na adição de mais nós de processamento (*i.e.*, servidores), o vertical está relacionado na expansão da capacidade de processamento em cada um destes nós (*i.e.*, processadores e memória).

Um estudo realizado em 2012 [3], aplicado em mais de 5000 DCs de médio a grande porte, mostra a proporção de consumo dos principais subsistemas de um DC, conforme apresentado na Figura 1.

Analisando os sistemas computacionais da Figura 1, é possível identificar que os processadores constituem o segundo maior consumidor de energia elétrica, com cerca de 15% do total. Porém, é trivial observar que estes mesmos processadores são os principais responsáveis pela fonte de calor gerado no ambiente [7], resultando em uma maior demanda para os sistemas de refrigeração. Por sua vez, o sistema de refrigeração constitui o maior consumidor de energia elétrica em um DC, com cerca de 37% do total. Esse comportamento leva à um

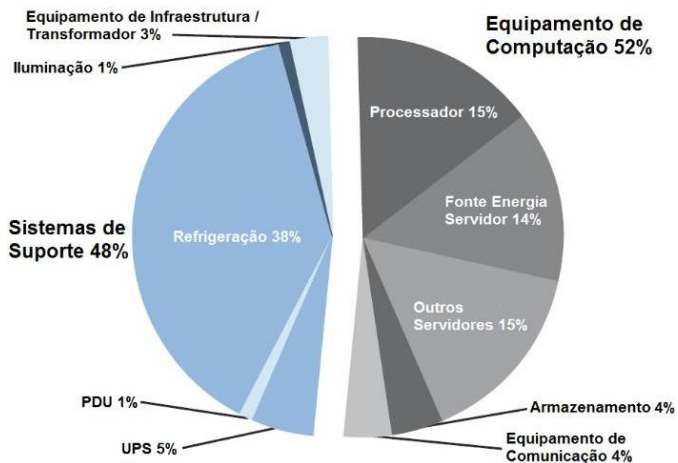


Figura 1. Demanda de energia elétrica em DCs. Adaptado de [3].

efeito cascata no aumento do consumo de energia, pois quanto mais processadores estiverem em operação (e quanto maior a capacidade de aquecimento de cada processador), maior será a demanda de calor no ambiente. Portanto, considerando uma expansão para este ambiente (horizontal ou vertical), o aumento do consumo de energia não estará restrita apenas à adição de novos componentes computacionais, mas também do sistema de refrigeração e demais equipamentos de suporte.

Com o objetivo de reduzir o consumo de energia em DCs, existem diversas boas práticas que auxiliam no processo de tomada de decisão dos gestores de TI [8], [9]. Uma destas ações, indica ao gestor atualizar seus equipamentos legados, pois consomem demasiada energia em relação ao seu efetivo desempenho. Especificamente para os equipamentos servidores de DCs, o mercado oferece diversos tipos de processadores, onde o primeiro critério usado para a seleção da melhor opção é principalmente o desempenho (frequência, cache, núcleos, etc) e o custo de aquisição. Todavia, existem outros fatores que são normalmente desconsiderados, como a eficiência energética e termal destes componentes. Sob a perspectiva da eficiência energética, podem ser considerados fatores como: o consumo de energia (em watt-hora), o calor dissipado no ambiente (ou *Thermal Design Power* (TDP), em watts) e temperatura máxima de operação (em graus Celsius).

Os processadores com maior desempenho possuem um maior consumo de energia, principalmente (mas não exclusivamente) em relação à uma maior frequência de *clock*

e maior quantidade de núcleos. O TDP está relacionado com o calor emitido para o ambiente, consistindo de uma métrica que os fabricantes de dissipadores (*fans* e *coolers*) possam adequar o desenvolvimento de seus produtos ao novos processadores do mercado, portanto, quanto menor o TDP, menor será o consumo de energia. Por sua vez, a temperatura máxima de operação indica as condições de operação normal (e não limítrofe) destes componentes, sendo um indicativo para configurar o limite superior da temperatura do sistema de refrigeração, e quanto maior a temperatura máxima, menor será o consumo energético.

Atualmente existe um grande diversidade de processadores de alto desempenho disponíveis no mercado, tornando-se complexo selecionar o mais adequado frente à combinação de tantas variáveis. Uma estratégia matemática comumente usada para estimar o desempenho de algum serviço ou produto para é a análise envoltória de dados (do inglês *Data Envelopment Analysis* (DEA)), sendo analisada a eficiência das unidades de tomada de decisão (do inglês *decision making units* (DMUs)) [10]. No contexto de eficiência energética, ao qual baseia-se o presente artigo, o fator produtividade pode ser compreendido pela simples relação entre duas variáveis: o consumo energético e o desempenho de processamento. Todavia, ao considerar o efeito cascata gerado pela emissão de calor do processador (dado pelo TDP) e a temperatura máxima permitida para operação deste processador, em conflito com o custo de aquisição, a frequência, a quantidade de núcleos e de memória *cache*, tornando-se uma tarefa ainda mais complexa.

Existem diversos trabalhos correlatos que aplicam o DEA para estimar as melhores DMUs relativos à eficiência energética [11], [12], normalmente em instalações, produtos ou serviços. Há trabalhos que relacionam o DEA com processadores de algum modo [13], [14], porém em outros contextos que não o da eficiência energética. Contudo, não foram identificados trabalhos que aplicam o DEA em processadores sob a ótica da eficiência energética e voltados à servidores de alto desempenho em DCs. A contribuição do presente artigo é mostrar a aplicação do DEA para auxiliar gestores de Tecnologia da Informação (TI), facilitando a escolha de equipamentos de TI com determinados processadores energeticamente mais eficientes, mas que tenham uma boa capacidade de processamento e com um baixo custo de investimento.

O presente trabalho está organizado da seguinte forma. Na Seção II é feita uma revisão na literatura sobre os conceitos do DEA, em dois modelos e no tratamento de possíveis ambiguidades. A Seção III mostra a aplicação do DEA em um estudo de caso, relacionado a eficiência dos processadores Intel, onde as informações são apresentadas e discutidas. Por fim, são dadas as considerações finais na Seção IV, indicando trabalhos futuros.

II. ANÁLISE ENVOLTÓRIA DE DADOS

A abordagem da análise envoltória de dados (DEA), foi desenvolvida por [15] e usa a programação linear para a avaliação de eficiências comparativas de Unidades de Tomada de Decisão (Decision Making Units – DMUs), que utilizam os mesmos recursos de (*inputs*) para gerar os mesmos produtos (*outputs*). Há dois modelos DEA clássicos: CCR e BCC, que serão detalhados nas próximas seções.

A. Modelo CCR

O modelo CCR (também conhecido por CRS ou Constant Returns to Scale) adota como hipótese retornos constantes de escala [15]. Em sua formulação matemática, considera-se que cada DMU $k \mid k = 1..s$, é uma unidade de produção que utiliza n *inputs* $x_{ik} \mid i = 1..n$, para produzir m *outputs* $y_{jk} \mid j = 1..m$.

O modelo DEA CCR maximiza o quociente entre a combinação linear dos *outputs* e a combinação linear dos *inputs*, com a restrição de que para qualquer DMU esse quociente não pode ser maior que 1. Mediante alguns artifícios matemáticos, o problema de programação fracionária pode ser linearizado, transformando-se no Problema de Programação Linear (PPL) apresentado na Equação 1, no qual h_o é a eficiência da DMU o em análise; x_{io} e y_{jo} são os *inputs* e *outputs* da DMU o ; v_i e u_j são as variáveis de decisão e representam os pesos calculados pelo modelo para *inputs* e *outputs*, respectivamente. O valor de h_o está no intervalo $[0, 1]$; quando h_o vale 1, a unidade em avaliação é considerada eficiente.

$$\begin{aligned} \max h_o = & \sum_{j=1}^m u_j * y_{jo}. \quad \text{Sujeito a :} \quad (1) \\ & \sum_{i=1}^n v_i * x_{io} = 1; \\ & \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} \leq 0 \mid k = 1..s; \\ & u_j, v_i \geq 0 \mid i = 1..n, j = 1..m \end{aligned}$$

B. Modelo BCC

O modelo BCC [16], também chamado de VRS (Variable Returns to Scale), considera situações de eficiência de produção com variação de escala e não assume proporcionalidade entre *inputs* e *outputs*. A formulação do modelo BCC usa para cada DMU o problema de programação linear (PPL) apresentado na Equação 2.

$$\begin{aligned} \max h_o = & \sum_{j=1}^m u_j * y_{jo} - u_*. \quad \text{Sujeito a :} \quad (2) \\ & \sum_{i=1}^n v_i * x_{io} = 1; \\ & \sum_{j=1}^m u_j y_{jk} - \sum_{i=1}^n v_i x_{ik} - u_* \leq 0 \mid k = 1..s; \\ & u_j, v_i \leq 0 \mid i = 1..n, j = 1..m; \quad u_* \in \mathfrak{R} \end{aligned}$$

Nesse modelo, para a DMU o em análise, a eficiência é dada por h_o ; x_{ik} representa o *input* i da DMU k ; y_{jk} representa o *output* j da DMU k ; v_i e u_j representam os pesos dados aos *inputs* i e aos *outputs* j , respectivamente; u_* é um fator de escala (quando positivo, indica que a DMU está em região de retornos decrescentes de escala; se negativo, os retornos de escala são crescentes; se nulo, a região é de retornos constantes de escala). Se h_o é igual a 1, a DMU o

em análise é considerada eficiente. No PPL (2), as variáveis de decisão são v_i , u_j e u_* .

O modelo BCC, por ser mais benevolente que o CCR, geralmente resulta em um grande número de empates para as DMUs eficientes. Além disso, devido às características matemáticas de construção do modelo, as unidades que têm o menor valor de um dos *inputs* ou o maior valor de um dos *outputs* são consideradas eficientes, mesmo que as relações com as demais variáveis não sejam as melhores. Essas DMUs são chamadas de falsamente eficientes ou eficientes à partida.

C. Tratamento de ambiguidades por fronteira invertida

É proposto um método para eliminar as DMUs falsamente eficientes no modelo BCC, baseado no uso da fronteira invertida. A fronteira invertida foi introduzida por [7] e [8] e consiste em inverter *inputs* com *outputs*. Foi usada em [6] para melhorar a discriminação entre DMUs com a proposta de construir um índice que considere a avaliação pela fronteira invertida e que permita uma classificação completa das unidades em estudo. Esse índice é chamado de índice de eficiência composta e é definido pela média aritmética entre a eficiência em relação à fronteira DEA convencional (padrão) e o complemento da eficiência em relação à fronteira invertida, tal como visto na Equação 3. O uso do complemento justifica-se pelo fato de a fronteira invertida gerar uma medida de ineficiência.

$$\text{Efic. composta} = \frac{\text{Efic. padrão} + (1 - \text{Efic. invertida})}{2} \quad (3)$$

Para se obter um índice em que as unidades eficientes têm valor unitário, é feita a normalização da eficiência composta, dividindo-se seus valores pela maior de todas as eficiências compostas.

D. Programas disponíveis para aplicação do DEA

Existem diversos programas que implementam o algoritmo do DEA, facilitando para o usuário apenas dar a entrada dos dados e selecionar o método de BCC ou CCR, orientado à entrada ou à saída. O programa selecionado para aplicar o DEA no estudo de caso é o SIAD [17], desenvolvido por pesquisadores da Universidade Federal do Fluminense¹. Este programa foi selecionado devido sua facilidade de uso e por ter vasta documentação em português.

III. ESTUDO DE CASO: DADOS DOS PROCESSADORES

Para uma finalidade didática, foi selecionado como objeto de estudo de caso um conjunto de processadores de alto desempenho de um mesmo fabricante, neste caso a Intel². Existem diversas linhas e aplicações destes processadores, que variam entre sistemas embarcados, dispositivos móveis, desktops e servidores de *High Performance Computing* (HPC) e data centers de Internet (IDCs). Considerando perfil de IDCs que trabalham como paradigma de computação em nuvem, ressalta-se necessidade de alto desempenho, mas considerando também as tarefas dinâmicas requisitadas pelas máquinas virtuais (VMs), com operações mistas de processamento e memória.

Nesse sentido, a Intel indica a linha Xeon E5³ para IDCs com nuvem computacional, disponível nas famílias 1600, 2600 e 4600 e que atualmente estão na versão 4 (lançados em 2016). Cada uma dessas famílias (1600, 2600 e 4600) diferenciam-se pela possibilidade de trabalharem em conjunto com 1, 2 ou 4 *sockets* respectivamente, o que depende da *motherboard*, fornecendo maior disponibilidade e escalabilidade para a infraestrutura do DC. Como o foco é alto desempenho e escalabilidade, foram destacados para a análise do DEA apenas as famílias 2600 e 4600.

A. Metodologia para delimitação dos dados

Atualmente existem diversas fontes para levantamento das informações sobre um determinado produto. Todavia, para o presente trabalho, o autor intuitivamente considera como seguras, as informações fornecidas diretamente pelo fabricante, coletadas através de seu site¹.

Os requisitos para comparação entre os diferentes processadores serão os citados inicialmente, diferenciando-se entre três *inputs* e cinco *outputs*:

- *Inputs* : consumo de energia (*Consumo* em Watts), dispersão de calor no ambiente *Thermal Design Power* (*TDP* em Watts) e preço de venda recomendado ao consumidor (*Custo* em Dólares americanos);
- *Outputs*: temperatura máxima de operação (T_{Max} em graus Celsius), frequência base de operação (*Clock* em MHz), memória de cache interna (*Cache* em MB), número de núcleos (*Nucleos* em numeral) e o valor de dois *benchmarks* realizados no padrão *Standard Performance Evaluation Corporation*, para operações em ponto flutuante (*SPECfp*) e inteiros (*SPECint*).

Nos *inputs*, estão todos os valores a serem minimizados e nos *outputs* estão todos os valores a serem maximizados, caracterizando a relação de produtividade. Foram levantados um total de vinte e seis processadores Intel Xeon E5 (v4), sendo dezesseis da famílias 2600 e dez da família 4600. A Tabela I relaciona todas as informações coletadas.

Salienta-se que esta grande quantidade de dados foi inserida no programa SIAD através da criação de um arquivo texto, que foi importado para o programa com maior facilidade do que se tivesse que ser adicionado um a um. Desse modo, na aplicação foi selecionada a opção do modelo CCR, pois os dados não estão correlacionados. Quanto à orientação, foi selecionado o modo de saída, pois deseja-se obter a minimização da entrada.

B. Resultados obtidos

Como resultados, obteve-se seis DMUs eficientes. Isso deixa em aberto um leque de opções, constituindo algo indesejável quando se deseja uma resposta única. Na Tabela II, as células na coluna “Padrão”, que estão grifadas em cinza, representam as seis DMUs mais eficientes, sendo cinco da família Intel Xeon E5-2600 e uma da família Intel Xeon E5-4600.

¹Disponível em: <http://www.uff.br/decisao>.

²Processadores Intel, disponível em: ark.intel.com.

³Disponível em: <http://www.intel.com/content/www/us/en/processors/xeon/xeon-processor-e5-family.html>.

Tabela I. DADOS DE *inputs* E *outputs* DOS PROCESSADORES INTEL E5.

DMU	INPUTS			OUTPUTS					
	Cons	TDP	Custo	TMax	Clock	Cache	Nucleos	SPECfp	SPECint
Família 2600									
2603	69	85	213	73	1700	15	6	353	316
2623	69	85	444	73	2600	10	4	360	378
2630	69	85	671	74	2200	25	10	674	813
2630L	45	55	612	62	1800	25	10	620	707
2637	110	135	996	75	3500	15	4	445	481
2643	110	135	1552	75	3400	20	6	616	705
2650L	53	65	1329	64	1700	35	14	756	958
2660	85	105	1445	79	2000	35	14	862	1110
2667	110	135	2057	78	3200	25	8	737	900
2683	98	120	1846	84	2100	40	16	947	1320
2687W	130	160	2145	76	3000	30	12	888	1180
2690	110	135	2094	89	2600	35	14	943	1300
2697	118	145	2702	79	2300	45	18	1489	1490
2697A	118	145	2891	78	2600	40	16	999	1000
2698	110	135	3226	90	2200	50	20	1030	1560
2699	118	145	4115	79	2200	55	22	1140	1810
Família 4600									
4610	85	105	1219	79	1800	25	10	1120	1270
4620	85	105	1668	79	2100	25	10	1310	1550
4627	110	135	2225	82	2600	25	10	1480	1690
4628L	61	75	2535	87	1800	35	14	1470	1890
4640	85	105	2837	80	2100	30	12	1460	1840
4650	85	105	3838	80	2200	35	14	1700	2210
4655	110	135	4616	82	2500	30	8	1280	1440
4660	98	120	4727	83	2200	40	16	1840	2550
4667	110	135	5729	87	2200	45	18	1930	2800
4669	110	135	7007	90	2200	55	22	2110	3240

Como solução para estes resultados de DMUs eficientes, buscou-se fazer uma análise mais adequada através modelo de fronteira invertida. Isso evita a distorção causada pela existência de diversas DMUs eficientes. A Tabela II mostra os resultados das DMUs, relacionando a eficiência padrão, invertida, composta e composta normalizada.

A coluna “composta normalizada” (última coluna, simbolizada por *Composta**) é obtida dividindo-se o índice de eficiência composta pelo maior valor desse índice, conforme proposta de [18]. Verifica-se nesta coluna, que a eficiência em relação à fronteira invertida cumpriu da melhor forma o seu objetivo, pois os seus valores foram devidamente esparsos, mostrando uma única opção de processador mais eficiente (neste caso o Xeon E5-2630L). Se houvesse uma proximidade dos valores na coluna composta normalizada, seria dificultoso interpretar esses resultados.

C. Discussão dos resultados

As seis DMUs elencadas inicialmente como mais eficientes pelo método padrão podem ser comparadas entre si em termos de grandeza, conforme a Figura 2. A importância de considerar essa comparação, é para possibilitar outras opções de seleção, pois mesmo que não represente o processador mais eficiente, pode ser tomada a decisão conforme as disponibilidades de mercado, ou outras necessidades elegíveis pelo tomador de decisão.

Todas as vinte e seis DMUs podem ser visualizadas em um gráfico de barras, conforme Figura 3, permitindo que sejam analisadas sob uma visão mais abrangente, em ordem decrescente de eficiência. É possível observar um comportamento

Tabela II. RESULTADOS UTILIZANDO O MODELO CCR, COM ORIENTAÇÃO AOS OUTPUTS.

DMU	Padrão	Invertida	Composta	Composta*
Família Intel Xeon E5-2600				
2603	1,0	1,0	0,500000	0,692913
2623	1,0	0,944444	0,527778	0,731408
2630	1,0	0,718550	0,640725	0,887933
2630L	1,0	0,556817	0,721591	1,0
2637	0,826489	1,0	0,413244	0,572685
2643	0,772727	0,979120	0,396804	0,549901
2650L	1,0	0,639061	0,680470	0,943013
2660	0,743311	0,885126	0,429092	0,594647
2667	0,727273	0,954129	0,386572	0,535721
2683	0,727967	0,942560	0,392704	0,544219
2687W	0,577096	1,0	0,288548	0,399878
2690	0,632635	0,923467	0,354584	0,491392
2697	0,733204	1,0	0,366602	0,508046
2697A	0,584944	1,0	0,292472	0,405315
2698	0,703250	0,973571	0,364839	0,505604
2699	0,727967	1,0	0,363983	0,504418
Família Intel Xeon E5-4600				
4610	0,937735	1,0	0,468867	0,649769
4620	0,963152	0,901283	0,530934	0,735783
4627	0,829285	1,0	0,414643	0,574623
4628L	1,0	0,679644	0,660178	0,914892
4640	0,816422	0,876988	0,469717	0,650946
4650	0,861212	0,828810	0,516201	0,715365
4655	0,639863	1,0	0,319932	0,443370
4660	0,843254	0,918913	0,462171	0,640488
4667	0,823045	1,0	0,411523	0,570299
4669	0,952381	1,0	0,476190	0,659917

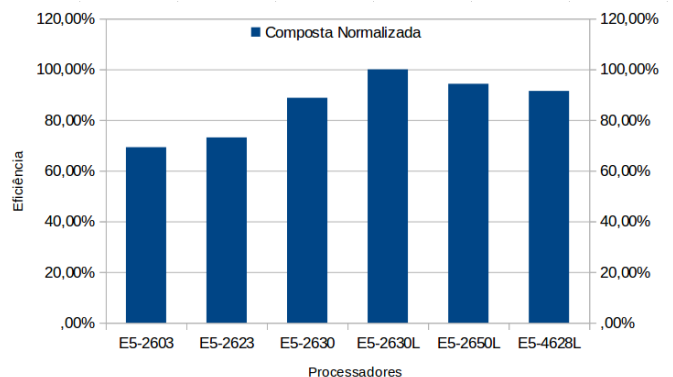


Figura 2. Comparação entre as seis DMUs mais eficientes, sob a análise do método composto normalizado.

linear no gráfico, e que o menos eficiente mostra-se com aproximadamente metade da opção mais eficiente.

Em contrapartida, analisar os dados de eficiência padrão

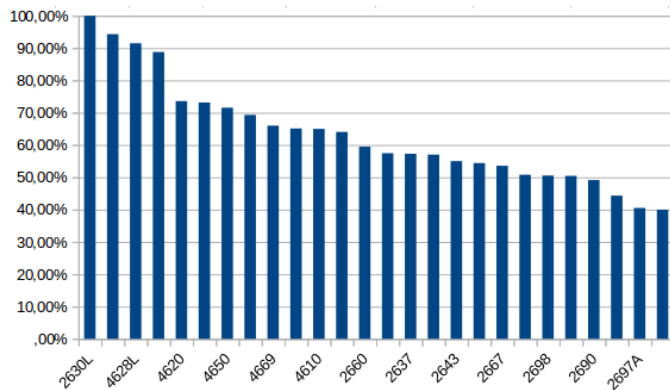


Figura 3. Gráfico de barras: comparação entre todas as DMUs, sob a análise do método composto normalizado.

em confronto com os dados de eficiência invertida em um gráfico de radar, conforme Figura 4, permite conhecer o comportamento destes dois conjuntos de dados. A fronteira de eficiência padrão, mostrada em linha pontilhada (cor alaranjada), mostra que quanto mais direcionada para a borda do radar, maior é a eficiência padrão. Já a fronteira de eficiência invertida, mostrada em linha contínua (cor azulada), mostra que quanto mais direcionada para a borda do radar, menor é a eficiência padrão. Por fim, quanto maior a distância entre a linha alaranjada da azulada, (no caso a DMU 2630L), maior é a eficiência composta normalizada, conforme mostrado na quinta coluna da Tabela II.

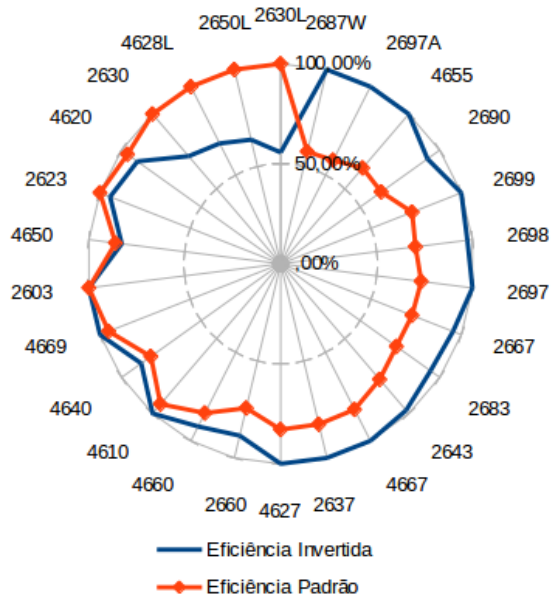


Figura 4. Comparação entre todas as DMUs, sob a análise dos dados de eficiência padrão e invertida.

A análise destes dados de eficiência padrão com a invertida em um gráfico de radar, não foi encontrada em outras literaturas. Esse gráfico foi desenvolvido devido a tentativa de compreender o comportamento destes dados, principalmente pela necessidade de abstrair uma grande quantidade de informações.

IV. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente trabalho destacou a problemática da seleção de componentes computacionais de maior consumo de energia, os processadores, sob a ótica de eficiência energética, mas considerando o seu desempenho. Isso possibilita selecionar um componente de ótima produtividade, que tenha um equilíbrio entre um baixo consumo de energia defronte a um bom desempenho computacional. Também foi considerado o impacto térmico de um processador, tanto em relação ao calor que emite para o ambiente, quanto para o seu limite ambiental de operação.

Aplicar a abordagem do DEA para elencar as DMUs (processadores) mais eficientes permitiu conhecer melhor tanto a modelagem matemática do DEA, quanto as características de processadores de alto desempenho. A partir de um conjunto de vinte e seis DMUs, foram selecionados seis opções eficientes. Aplicar o tratamento da fronteira invertida para este caso ambíguo, permite reduzir uma grande quantidade de opções eficientes para poucas, neste caso destacado o Intel Xeon E5-2630L como o processador mais eficiente. A análise de gráficos de barras permite visualizar a distância entre os mais eficientes e os menos eficientes, mostrando valores maiores que 50%. Uma nova abordagem de modelagem de dados em um gráfico de radas permite visualizar o comportamento dos dados de eficiência padrão e invertida.

Para trabalhos futuros, estima-se aplicar o método individualmente em cada uma das famílias de processadores e em diversos fabricantes. Por fim, após a aplicação individual que elenca a DMU mais eficiente de cada caso, pode-se comparar um grande conjunto heterogêneo de DMUs e verificar se a seleção continua mostrando dados consistentes.

REFERÊNCIAS

- [1] V. Turner, D. Reinsel, J. F. Gantz, and S. Minton, "The Digital Universe of Opportunities: Rich Data and the Increasing Value of the Internet of Things," EMC and IDC, USA, White Paper 1672, apr 2014.
- [2] F. C. Silva, "e-Book - Data Centers (CPD) para pequenas e médias empresas," Redes&Cia, White Paper, Apr. 2015.
- [3] E. Emerson, "Energy logic 2.0 new strategies for cutting data center energy costs and boosting capacity," Emerson Network Power, W.P. 03947-2012, 2012.
- [4] R. Morabito, "Power Consumption of Virtualization Technologies: an Empirical Investigation," *IEEE/ACM UCC 2015 SD3C*, 2015.
- [5] D. S. Camargo and C. C. Miers, "Greenhop: Open source pue continuous monitoring for small and medium data centers," *XLII Latin American Computing Conference (CLEI2016)*, 2016.
- [6] R. L. Villars and M. Shirer, "IDC Finds Growth, Consolidation, and Changing Ownership Patterns in Worldwide Datacenter Forecast," nov 2014.
- [7] Y. Zhang, Z. Peng, J. Jiang, H. Li, and M. Fujita, "Temperature-aware software-based self-testing for delay faults," in *Design, Automation Test in Europe Conference Exhibition (DATE)*, 2015, Mar. 2015.
- [8] U.S.D.E, "Data Center Master List of Energy Efficiency Actions," U.S. Department of Energy, Lawrence Berkeley National Laboratory, Tech. Rep. 8, Feb. 2016. [Online]. Available: <https://datacenters.lbl.gov/resources/data-center-master-list-energy>
- [9] L. Newcombe, M. Acton, P. Bertoldi, J. Booth, S. Flucker, and A. Rouyer, "2016 best practice guidelines for the EU code of conduct on data centre energy efficiency," European Commission, Policies Master List Version 7.1.2, 2016. [Online]. Available: <http://iet.jrc.ec.europa.eu/energyefficiency/ict-codes-conduct/data-centres-energy-efficiency>

- [10] J. S. de Mello, L. A. Meza, E. G. Gomes, A. J. S. Fernandes, and L. B. Neto, "Estudo não paramétrico da relação entre consumo de energia, renda e temperatura," vol. 6, pp. 153–161. [Online]. Available: <http://www.academia.edu/download/46117260/Non-parametric-study-of-the-relationship20160531-22253-1f9nue2.pdf>
- [11] D. Carries, B. Hunn, and J. Jones, "The use of data envelopment analysis for evaluating building energy consumption in terms of productivity." [Online]. Available: <http://aceee.org/files/proceedings/1998/data/papers/0801.PDF>
- [12] A. Galan-Martin, G. Guillen-Gosalbez, L. Stamford, and A. Azapagic, "Enhanced data envelopment analysis for sustainability assessment," in *Computer Aided Chemical Engineering*. Elsevier, vol. 38, pp. 817–822. [Online]. Available: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/B9780444634283501417>
- [13] T. Anderson, R. Färe, S. Grosskopf, L. Inman, and X. Song, "Further examination of moore's law with data envelopment analysis," vol. 69, no. 5, pp. 465–477. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0040162501001901>
- [14] S. Durairajan, M. I. Prado, N. Rahimi, and S. R. Jahromi, "Forecasting microprocessor technology in the multicore era using TFDEA," in *2013 Proceedings of PICMET'13: Technology Management in the IT-Driven Services (PICMET)*. IEEE, pp. 2108–2115. [Online]. Available: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6641779
- [15] A. Charnes, W. W. Cooper, and E. Rhodes, "Measuring the efficiency of decision making units," vol. 2, no. 6, pp. 429–444. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0377221778901388>
- [16] R. D. Banker, A. Charnes, and W. W. Cooper, "Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis," vol. 30, no. 9, pp. 1078–1092. [Online]. Available: <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.30.9.1078>
- [17] L. A. Meza, L. Biondi Neto, J. C. C. B. S. d. Mello, and E. G. Gomes, "ISYDS- integrated system for decision support (SIAD - sistema integrado de apoio a decisão): a software package for data envelopment analysis model," vol. 25, no. 3, pp. 493–503. [Online]. Available: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0101-74382005000300011&lng=en&nrm=iso&tlng=en
- [18] F. R. Leta, S. d. Mello, J. C. C. B. E. G. Gomes, and L. A. Meza, "Métodos de melhora de ordenação em DEA aplicados à avaliação estática de tornos mecânicos," vol. 25, no. 2, pp. 229–242. [Online]. Available: <http://www.scielo.mec.pt/scielo.php?script=sci-abstract&pid=S0874-51612005000200004&lng=pt&nrm=iso&tlng=pt>