

Sélection du profil énergétique pour améliorer les techniques de shifting

Nicolas Tirel^{1,2}, Philippe Roose¹, Sergio Ilarri², Adel Noureddine³, Olivier Le Goaër¹

¹ Université de Pau et des Pays de l'Adour, E2S UPPA, LIUPPA (France)

² I3A, Universidad de Zaragoza (Espagne)

³ Sorbonne Université, CNRS, LIP6, Université Paris Nanterre (France)

Résumé

Les systèmes informatiques actuels peuvent augmenter dynamiquement leur fréquence de fonctionnement pour traiter une charge de travail plus élevée, à l'aide de mécanismes tels que le Turbo Boost, ce qui a un impact significatif sur leur consommation d'énergie. Si ce comportement augmente la demande en énergie, il crée également de nouvelles opportunités d'amélioration de l'efficacité énergétique. Sur la base d'une analyse des profils de consommation d'énergie de machines hétérogènes à partir de l'ensemble de données du benchmark SPEC-power_ssj2008, nous identifions des stratégies visant à améliorer la planification énergétique, notamment grâce à des techniques de shifting de la charge de travail. Pour évaluer et quantifier ces stratégies, nous avons utilisé le simulateur Batsim, qui intègre des profils énergétiques détaillés des machines et prend en charge la mise en œuvre des techniques de shifting que nous proposons, ainsi qu'un jeu de données issu des Parallel Workload Archives. Ce travail vise à démontrer comment le choix d'une machine appropriée peut accroître les avantages des techniques de shifting en termes d'économies d'énergie. Malgré l'importance de ce sujet, aucune étude n'a examiné les profils énergétiques des serveurs utilisés dans les techniques de shifting. Cette étude constitue une avancée dans la compréhension et l'utilisation appropriée des techniques de shifting.

Mots-clés : Numérique durable, système distribué, efficacité énergétique, techniques spatio-temporelles, techniques alternatives

1. Introduction

L'augmentation de la demande de calcul induite par les nouveaux services a conduit au développement de machines de plus en plus performantes. Ces services nécessitent des infrastructures coûteuses et compliquent l'optimisation de la consommation d'énergie [27]. À l'échelle mondiale, la consommation d'électricité des centres de données augmente quatre fois plus vite que le taux total de consommation d'énergie [10]. Cependant, le développement de nouvelles machines permet d'appliquer des techniques de shifting efficaces. Ces techniques planifient la charge de travail en adaptant l'emplacement [21, 15], le moment [30, 20], ou la méthode utilisée pour répondre à un service numérique particulier [16, 11]. Cela offre un compromis satisfaisant entre la consommation d'énergie (ou les émissions de carbone) et la qualité du service [28].

Dans cet article, nous cherchons à répondre aux questions de recherche (QR) suivantes :

- **QR1** : Comment caractériser la consommation d'énergie de différentes machines en fonction du niveau de charge ?
- **QR2** : Comment tirer parti des différences de profils énergétiques entre les machines pour réduire la consommation à l'aide de techniques de shifting ?

Pour évaluer l'impact de la modification du profil énergétique, nous menons une série d'expériences à l'aide du simulateur Batsim [4], un simulateur de pointe qui fournit des outils pour développer des schedulers, tout en estimant la consommation d'énergie lors de la reproduction des expériences. Nous visons à démontrer le potentiel d'un choix de machines à profil énergétique favorable pour accroître celui des techniques de shifting. La section 2 présente le contexte de notre étude, y compris la littérature sur l'analyse des profils énergétiques et les techniques de shifting. La section 3 présente notre analyse des profils énergétiques des serveurs. La section 4 détaille la configuration expérimentale et notre méthode d'évaluation. La section 5 présente les résultats de l'application des techniques de shifting, en termes de réduction de la consommation d'énergie, d'impact sur le service et d'impact potentiel du changement de profil énergétique sur ces résultats. La section 6 examine les résultats obtenus ainsi que certaines limites de la validation expérimentale. Enfin, l'article se termine par des perspectives ouvertes et des travaux futurs dans la section 7.

2. Background

2.1. Mesure de la consommation énergétique

Pour faciliter la mise en œuvre de techniques efficaces, il est nécessaire de disposer de mesures de la consommation d'énergie des serveurs. À l'aide de l'ensemble de données SPECpower_ssj2008, une référence largement reconnue en matière d'efficacité énergétique, nous pouvons suivre les tendances de performance depuis 2008 jusqu'à aujourd'hui [13]. Nous définissons le profil énergétique d'un serveur comme la puissance qu'il consomme en fonction de son niveau de charge pendant sa période de fonctionnement. Nous définissons également l'efficacité énergétique comme la mesure du nombre d'opérations qu'une machine peut effectuer par unité de consommation d'énergie à un niveau de charge donné.

Historiquement, les profils énergétiques suivaient une tendance linéaire, puis ont progressivement évolué vers une augmentation quadratique [8]. Au départ, l'objectif des fabricants de serveurs était de minimiser la consommation d'énergie d'un appareil en mode veille, car son efficacité est alors la plus faible [9]. C'est ce qu'on appelle la proportionnalité énergétique : l'augmentation de la charge suit une loi proportionnelle (et donc linéaire) à sa consommation d'énergie. Cet objectif de proportionnalité énergétique permettrait de doubler les économies d'énergie [2].

C'est dans ce sens que l'on observe de nombreuses améliorations, avec une proportionnalité accrue entre 2008 et 2015 [31]. Cependant, on observe depuis un certain temps un profil plus proche d'un profil quadratique. Ce profil peut entraîner un pic d'efficacité, atteint à un niveau d'utilisation inférieur à 100 % [8]. En fait, lorsque la puissance augmente plus rapidement dans les derniers pourcentages, l'efficacité diminue à nouveau. Dans ce cas, il peut être intéressant de rester proche du point d'efficacité maximale entre 50 % et 90 % d'utilisation des ressources [31, 17, 32].

2.2. Application des techniques de shifting

Plusieurs concepts de techniques de shifting existants sont présentés dans la littérature. Les techniques de shifting temporel appliquent un délai avant de planifier une tâche, planifient une tâche avant sa date d'exécution souhaitée ou interrompent une ou plusieurs tâches à l'aide

de mécanismes de point de contrôle afin d'appliquer un délai avant de reprendre les opérations restantes [30, 20]. Les techniques de shifting spatial équilibrent les tâches entre les différentes machines disponibles ou migrent les tâches en cours d'exécution d'un ou de plusieurs nœuds vers d'autres [21, 15]. Les techniques de shifting alternatives modifient le nombre de nœuds où une tâche (ou ses instances) est exécutée ou réduisent le nombre d'opérations à exécuter [14, 19]. Il est également possible d'imaginer des combinaisons de techniques. Le mélange des techniques de shifting temporel et spatial est connu dans la littérature [26, 1]. Cependant, la combinaison de techniques de shifting alternatives avec des techniques de shifting temporel et spatial reste un domaine peu exploré [28, 5]. D'autres combinaisons peuvent être envisagées et seront détaillées dans la Section 4.

3. Modification du profil énergétique

Afin d'identifier les profils énergétiques qui nous intéressent, nous avons rassemblé tous les résultats du benchmark SPECpower_ssj2008 [25, 13]. Ce benchmark comprend plus de 1 000 expériences menées sur des serveurs de 2008 à aujourd'hui, mesurant les performances et la puissance des serveurs à plusieurs niveaux de charge gradués [6]. Comme le montre la section 2, les profils énergétiques des machines ont évolué au cours des deux dernières décennies [29].

Cette différence peut avoir des conséquences significatives selon le profil utilisé pour implémenter les techniques d'ordonnancement. Par exemple, il est plus bénéfique de ne pas exécuter de nouvelles tâches sur un serveur chargé à 70 % si son pic d'efficacité se situe à ce niveau, et de les traiter sur une autre machine moins utilisée afin d'augmenter l'efficacité de cette dernière [31]. Cette approche est opposée à la consolidation de tâches [12], qui consiste à regrouper plusieurs tâches sur une seule machine lorsque c'est possible, plutôt que de sous-utiliser plusieurs machines.

QR1 : Un profil énergétique définit la puissance consommée par une machine en fonction de son niveau de charge. En divisant le nombre total d'opérations par la puissance, on obtient l'efficacité énergétique de la machine. Parfois, l'efficacité atteint son maximum à 100 % de charge ; parfois, elle culmine autour de 70-80 %, puis décline à 90-100 % de charge.

4. Configuration expérimentale et évaluation

Bien que les créateurs de Batsim reconnaissent que le profil énergétique des serveurs est approximativement quadratique [7], ils ont choisi un modèle plus simple, fondé sur un profil linéaire. Il est néanmoins possible de spécifier le niveau de puissance et de la mettre à jour régulièrement pendant la simulation. Nous avons donc défini les serveurs avec plusieurs niveaux de puissance possibles en reprenant les valeurs du benchmark SPECpower_ssj2008 [24, 23, 22]. Nous devons également modifier le simulateur pour tenir compte de ce changement, notamment en mesurant le niveau de charge des clusters pour chaque tâche soumise ou exécutée et en ajustant leur puissance en conséquence. Nous présentons la configuration XML des plateformes utilisées par le simulateur pour estimer la consommation d'énergie des techniques de shifting sur la Figure 3, ainsi que notre méthode dans la Figure 4, toutes deux présentes en annexe.

Pour implémenter notre algorithme d'ordonnancement dans Batsim, nous avons utilisé le framework de simulation PyBatsim [3]. Nous avons utilisé comme base l'implémentation "easy-Backfill.py" des développeurs de PyBatsim [18]. Sur la base d'expériences antérieures, nous

avons identifié les techniques qui génèrent les économies d'énergie les plus importantes. Ces techniques sont les suivantes :

- Interrompre + Alternative (I + A) : lorsque l'utilisation des machines dépasse 80%, nous interrompons les tâches en cours et utilisons une alternative plus simple ou plus contrainte pour les tâches entrantes.
- Équilibrer + Alternative (E + A) : pour chaque tâche entrante, nous visons un ordre spécifique; si l'utilisation des machines dépasse 80%, nous recourons à des alternatives plus simples ou plus contraintes.
- Migrer + Alternative (M + A) : lorsque l'utilisation des machines dépasse 80%, nous migrons les tâches en cours et utilisons des alternatives plus simples ou plus contraintes pour les tâches entrantes.
- Reporter + Équilibrer + Alternative (R + E + A) : nous équilibrons toutes les tâches entrantes et, si l'utilisation des machines dépasse 80%, nous reportons la tâche entrante et utilisons des alternatives plus simples ou plus contraintes.
- Interrompre + Équilibrer + Alternative (I + E + A) : nous équilibrons toutes les tâches entrantes et, si l'utilisation des machines dépasse 80%, nous interrompons et reportons les tâches actuelles, puis utilisons des alternatives plus simples ou plus contraintes pour les tâches entrantes.

Pour comparer les différences d'impact entre les divers profils énergétiques, nous avons mesuré et comparé le nombre d'applications des techniques de shifting, l'impact sur la consommation d'énergie, ainsi que les temps d'attente et d'exécution moyens et maximaux. Nous répétons les mêmes expériences sur les deux jeux de données en utilisant les trois profils énergétiques.

5. Résultats

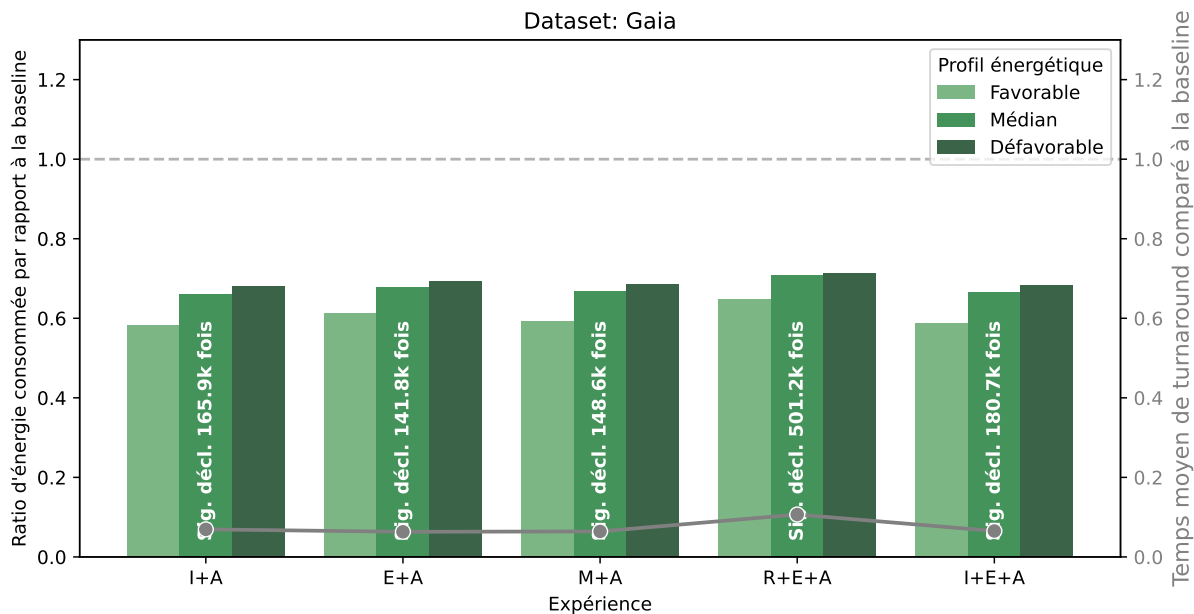


FIGURE 1 – Consommation d'énergie et temps de rotation moyen par rapport à la référence en proportion pour le jeu de données "Gaia"

Nous avons résumé les résultats de nos expériences dans la Figure 1 pour l'application des techniques de shifting sur le jeu de données "Gaia". Plus de détails sont également disponibles dans le tableau 1, qui présente le nombre d'applications selon la technique de shifting, ainsi que le turnaround moyen et maximum, et dans le tableau 2, qui présente les économies d'énergie selon le profil par rapport à la référence, ainsi que le gain entre le profil défavorable et le favorable.

Comme les expériences sont identiques, seule l'énergie consommée diffère. Nous avons également comparé le temps de rotation moyen à la référence pour déterminer le gain moyen de temps obtenu grâce aux techniques de shifting. Les avantages de l'utilisation des techniques de shifting sont évidents. Les ressources sont intensivement utilisées pendant la simulation régulière, ce qui explique le nombre très élevé de signaux déclenchés (c'est-à-dire le nombre de fois où les machines sont utilisées à plus de 80%) et l'utilisation intensive des alternatives (environ une tâche sur deux utilise une alternative plus simple, et un peu moins d'une tâche sur trois utilise une alternative plus contrainte). Ce grand nombre d'applications de techniques conduit nécessairement à une réduction significative de la consommation d'énergie (de 141850 à 501162 applications pour 50359 jobs), quel que soit le profil énergétique retenu. Nous observons tout de même un bénéfice lié au profil énergétique. Selon la technique de shifting, l'utilisation d'un profil favorable permet d'économiser au minimum 6,6 % d'énergie en plus pour la technique de R + E + A (allant de 28,69 % à 35,29 % d'économie d'énergie), jusqu'à 9,76 % d'économie d'énergie en plus pour la technique de I + A (de 32,00 % à 41,76 % par rapport à un profil défavorable).

QR2 : Le choix du profil énergétique a un impact significatif sur les économies d'énergie potentielles. Lors de l'application de techniques de shifting, un profil favorable peut obtenir jusqu'à 10% d'économie d'énergie de plus qu'un profil défavorable.

6. Discussion et limites des expériences

L'une des expériences les plus similaires à la nôtre est celle menée par Gatt et al. [5], qui mettent en œuvre une combinaison de techniques de shifting. Ils/elles ont proposé des combinaisons dans le domaine des énergies renouvelables. Cependant, ils n'ont pas considéré l'"interruption" ou la "migration", ni aucune combinaison incluant ces deux techniques. De plus, ils ont utilisé un profil énergétique linéaire plutôt que le profil évolutif que nous avons implémenté, lequel dépend de la charge. Les futurs travaux sur nos expériences pourraient utiliser la production d'énergie renouvelable comme signal pour déclencher les techniques de shifting de la charge de travail que nous avons identifiées, étendant ainsi les travaux de Gatt et al. en y intégrant des techniques supplémentaires et en adoptant un profil énergétique plus complexe.

Une autre approche, similaire à la nôtre, propose un ordonnanceur qui prend également en compte les profils énergétiques pour lesquels l'efficacité maximale est inférieure à 100 % [31]. Leur proposition est d'assigner des tâches pour atteindre rapidement le pic de chaque nœud, puis de distribuer les tâches entrantes uniformément une fois que toutes les machines ont atteint leur efficacité maximale. Par rapport aux solutions qui distribuent les tâches uniformément sans tenir compte des limites de capacité des machines, ou qui remplissent les nœuds séquentiellement, ces solutions obtiennent des résultats significatifs lorsque les machines utilisées présentent une bonne proportionnalité énergétique. Contrairement à notre approche, ils n'utilisent pas d'interruption, de migration ni de techniques alternatives lorsque le pic n'est pas à son maximum.

Modifier les paramètres définis dans la Section 4 pourrait donner des résultats différents. Il est également possible d'utiliser un jeu de données et une plateforme de clustering différents pour exécuter la charge de travail sur d'autres dispositifs, ou d'utiliser une approche d'ordonnancement différente. Nous sommes partis d'une base dérivée de la littérature [30, 26]. Il est raisonnable de supposer que davantage de travaux acceptant des alternatives, une marge plus longue pour les interruptions ou des coûts d'interruption plus faibles pourraient conduire à de meilleurs résultats. Inversement, si les paramètres sont plus restrictifs, les résultats pourraient être inférieurs à ceux de nos expériences. Cependant, notre contribution permet de tester différentes combinaisons et de reproduire les simulations en partageant notre travail en ligne, tout en visant à identifier les gains lors d'un passage à l'échelle. En effet, même de petits gains énergétiques peuvent devenir significatifs à plus grande échelle, avec des serveurs comptant des milliers, voire des millions de machines.

7. Conclusion et travaux futurs

Dans cet article, nous analysons les profils énergétiques de plusieurs machines et évaluons l'impact de la sélection de ces profils sur les économies d'énergie. Pour évaluer notre approche, nous avons testé trois profils énergétiques en appliquant diverses techniques de shifting à notre ordonnanceur sur le simulateur Batsim, en reproduisant des tâches à partir de deux modèles de données. Nos expériences mettent en évidence des différences d'économies d'énergie entre les machines existantes, avec jusqu'à deux fois plus d'économies possibles en utilisant les bonnes machines par rapport à d'autres profils. Nous pensons que l'analyse que nous présentons offre une compréhension plus approfondie des techniques d'optimisation énergétique pour un cloud plus écologique.

Bien que notre étude permette une meilleure compréhension de l'impact des profils sur les techniques d'économie d'énergie, certains défis subsistent. Par exemple, il serait intéressant d'appliquer ces stratégies aux machines réelles qui ont servi à mesurer les profils énergétiques. Il peut également être intéressant de compléter cette analyse énergétique par des profils de mix électrique, qui reflètent les émissions de carbone associées à la production d'électricité. Dans de futurs travaux, nous envisageons d'utiliser ces résultats pour réduire les émissions de carbone.

Reproduction de la recherche

Nous mettons à disposition les implémentations Batsim ainsi que les résultats empiriques de notre étude disponibles à cette adresse : https://zenodo.org/records/18711655?preview=1&token=eyJhbGciOiJIUzUxMiJ9.eyJpZCI6IjA5MmY0NjgzLWJjN2YtNGEYzS1hZGZmLTQ0ZWQ2YmJiN2M4NSIsImRhdGEiOnt9LCJyYW5kb20iOiIxMDI5ZWRRkZTA0NGRjYWIyNTU5NTVkyjBmZjY3N2FlMyJ9.UjYGrny5z33cXpZoS7YqEkgQuI4PQLaiAHXV3ZJmEtWLGd9V9FBF3nrCCc5nBrw3tHGBcVfHq7Am6r_c6IpGQ.

Remerciement

Cette publication fait partie du projet PID2020-113037RB-I00, financé par MICIU/AEI/10.13039/501100011033. Au-delà du projet NEAT-AMBIENCE, nous remercions également le soutien du Departamento de Ciencia, Universidad y Sociedad del Conocimiento del Gobierno de Aragón (Gouvernement d'Aragon : référence du groupe T64_23R, groupe de recherche COSMOS).

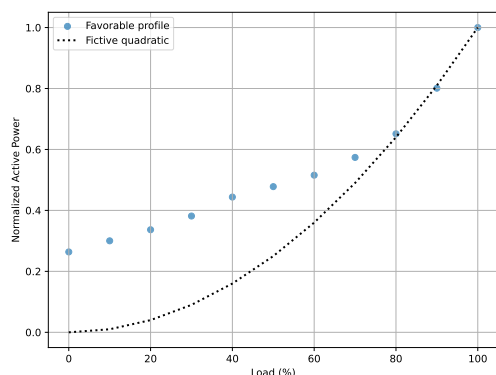
Bibliographie

1. Asadov (N.), Coroamă (V. C.), Franzil (M.), Galantino (S.) et Finkbeiner (M.). – Carbon-Aware Spatio-Temporal Workload Shifting in Edge-Cloud Environments : A Review and Novel Algorithm. *Sustainability*, vol. 17, n14, janvier 2025, p. 6433.
2. Barroso (L. A.) et Hölzle (U.). – The Case for Energy-Proportional Computing. *Computer*, vol. 40, n12, décembre 2007, pp. 33–37.
3. Batsim. – pybatsim. – Disponible à <https://gitlab.inria.fr/batsim/pybatsim>, 2017. Dernier accès : 2 février 2026.
4. Dutot (P.-F.), Mercier (M.), Poquet (M.) et Richard (O.). – Batsim : a Realistic Language-Independent Resources and Jobs Management Systems Simulator. – In *20th Workshop on Job Scheduling Strategies for Parallel Processing (JSSPP)*, Chicago, United States, mai 2016.
5. Gatt (J.), Madon (M.) et da Costa (G.). – Digital sufficiency behaviors to deal with intermittent energy sources in a data center. – In *ICT4S 2024 : International Conference on ICT for Sustainability*, Stockholm, Sweden, juin 2024.
6. Gray (L. D.), Kumar (A.) et Li (H. H.). – Workload characterization of the specpower_ssj2008 benchmark. – In Kounev (S.), Gorton (I.) et Sachs (K.) (édité par), *Performance Evaluation : Metrics, Models and Benchmarks*, pp. 262–282, Berlin, Heidelberg, 2008. Springer Berlin Heidelberg.
7. Heinrich (F. C.), Carpen-Amarie (A.), Degomme (A.), Hunold (S.), Legrand (A.), Orgerie (A.-C.) et Quinson (M.). – Predicting the Performance and the Power Consumption of MPI Applications With SimGrid, janvier 2017.
8. Hsu (C.-H.) et Poole (S. W.). – Revisiting Server Energy Proportionality. – In *2013 42nd International Conference on Parallel Processing*, pp. 834–840, octobre 2013.
9. Hsu (C.-H.) et Poole (S. W.). – Measuring server energy proportionality. – In *Proceedings of the 6th ACM/SPEC International Conference on Performance Engineering, ICPE '15, ICPE '15*, p. 235–240, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
10. IEA. – Energy and AI – Analysis. – Dernier accès : 2 février 2026, avril 2025.
11. Jeyaraj (R.), Balasubramaniam (A.), M.A. (A. K.), Guizani (N.) et Paul (A.). – Resource management in cloud and cloud-influenced technologies for internet of things applications. *ACM Comput. Surv.*, vol. 55, n12, mars 2023.
12. Lambert (S.), Caron (E.), Lefevre (L.) et Grivel (R.). – Consolidation of virtual machines to reduce energy consumption of data centers by using ballooning, sharing and swapping mechanisms. *Future Generation Computer Systems*, vol. 174, janvier 2026, p. 107968.
13. Lange (K.-D.). – Identifying Shades of Green : The SPECpower Benchmarks . *Computer*, vol. 42, n03, mars 2009, pp. 95–97.
14. Madon (M.), Da Costa (G.) et Pierson (J.-M.). – Characterization of Different User Behaviors for Demand Response in Data Centers. – In Cano (J.) et Trinder (P.) (édité par), *Euro-Par 2022 : Parallel Processing*, pp. 53–68, Cham, 2022. Springer International Publishing.
15. Maji (D.), Pfaff (B.), R (V. P.), Sreenivasan (R.), Firoiu (V.), Iyer (S.), Josephson (C.), Pan (Z.) et Sitaraman (R. K.). – Bringing carbon awareness to multi-cloud application delivery. *SIGENERGY Energy Inform. Rev.*, vol. 4, n3, septembre 2024, p. 26–31.
16. Mittal (S.). – A survey of techniques for approximate computing. *ACM Comput. Surv.*, vol. 48, n4, mars 2016.
17. Panda (S.), Ramakrishnan (K. K.) et Bhuyan (L. N.). – pMACH : Power and Migration Aware Container sHeduling. – In *2021 IEEE 29th International Conference on Network Protocols (ICNP)*, pp. 1–12, novembre 2021.
18. pybatsim. – An easy backfill scheduler. – Disponible à <https://gitlab.inria.fr/ba>

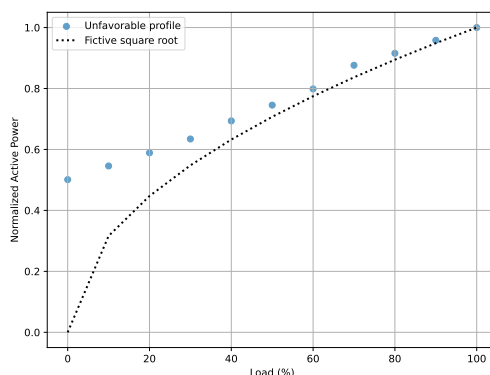
- tsim/pybatsim/-/blob/master/pybatsim-core/src/pybatsim/schedulers/easyBackfill.py, 2019. Dernier accès : 2 février 2026.
19. Que (H.-H.), Jin (Y.), Wang (T.), Liu (M.-K.), Yang (X.-H.) et Qiao (F.). – A Survey of Approximate Computing : From Arithmetic Units Design to High-Level Applications. *Journal of Computer Science and Technology*, vol. 38, n2, 2023, pp. 251–272.
 20. Radovanović (A.), Koningstein (R.), Schneider (I.), Chen (B.), Duarte (A.), Roy (B.), Xiao (D.), Haridasan (M.), Hung (P.), Care (N.), Talukdar (S.), Mullen (E.), Smith (K.), Cottman (M.) et Cirne (W.). – Carbon-Aware Computing for Datacenters. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 38, n2, mars 2023, pp. 1270–1280.
 21. Souza (A.), Jasoria (S.), Chakrabarty (B.), Bridgwater (A.), Lundberg (A.), Skogh (F.), Ali-Eldin (A.), Irwin (D.) et Shenoy (P.). – Casper : Carbon-aware scheduling and provisioning for distributed web services. – In *Proceedings of the 14th International Green and Sustainable Computing Conference, IGSC '23, IGSC '23*, p. 67–73, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.
 22. Standard Performance Evaluation Corporation. – Profil énergétique médian. – Disponible à https://www.spec.org/power_ssj2008/results/res2019q1/power_ssj2008-20190212-00876.html, 2019. Dernier accès : 2 février 2026.
 23. Standard Performance Evaluation Corporation. – Profil énergétique défavorable. – Disponible à https://www.spec.org/power_ssj2008/results/res2025q3/power_ssj2008-20250630-01528.html, 2025. Dernier accès : 2 février 2026.
 24. Standard Performance Evaluation Corporation. – Profil énergétique favorable. – Disponible à https://www.spec.org/power_ssj2008/results/res2025q2/power_ssj2008-20250324-01512.html, 2025. Dernier accès : 2 février 2026.
 25. Standard Performance Evaluation Corporation. – Tous les résultats du benchmark spec-power_ssj2008. – Disponible à https://www.spec.org/power_ssj2008/results/power_ssj2008/, 2025. Dernier accès : 2 février 2026.
 26. Sukprasert (T.), Souza (A.), Bashir (N.), Irwin (D.) et Shenoy (P.). – On the limitations of carbon-aware temporal and spatial workload shifting in the cloud. – In *Proceedings of the Nineteenth European Conference on Computer Systems, EuroSys '24, EuroSys '24*, p. 924–941, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.
 27. Tirel (N.), Ilarri (S.), Roose (P.), Noureddine (A.) et Le Goaër (O.). – When Good Enough is the Best Option : Use of Digital Sufficiency to Fight Climate Change. – In Delir Haghighi (P.), Greguš (M.), Kotsis (G.) et Khalil (I.) (édité par), *Information Integration and Web Intelligence*, pp. 176–181, Cham, 2025. Springer Nature Switzerland.
 28. Tirel (N.), Roose (P.), Ilarri (S.), Noureddine (A.) et Le Goaër (O.). – Workload Shifting Techniques : From Digital Inebriation to Sobriety. *ACM Comput. Surv.*, vol. 58, n5, novembre 2025, pp. 129 :1–129 :36.
 29. Tröpgen (H.), Schöne (R.), Ilsche (T.) et Hackenberg (D.). – 16 Years of SPEC Power : An Analysis of x86 Energy Efficiency Trends. – In *2024 IEEE International Conference on Cluster Computing Workshops (CLUSTER Workshops)*, pp. 76–80, septembre 2024.
 30. Wiesner (P.), Behnke (I.), Scheinert (D.), Gontarska (K.) et Thamsen (L.). – Let's wait awhile : how temporal workload shifting can reduce carbon emissions in the cloud. – In *Proceedings of the 22nd International Middleware Conference, Middleware '21, Middleware '21*, p. 260–272, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
 31. Wong (D.). – Peak efficiency aware scheduling for highly energy proportional servers. – In *Proceedings of the 43rd International Symposium on Computer Architecture, ISCA '16, ISCA '16*, p. 481–492. IEEE Press, 2016.
 32. Zhou (L.), Bhuyan (L. N.) et Ramakrishnan (K. K.). – Goldilocks : Adaptive Resource Pro-

visioning in Containerized Data Centers. – In *2019 IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, pp. 666–677, juillet 2019.

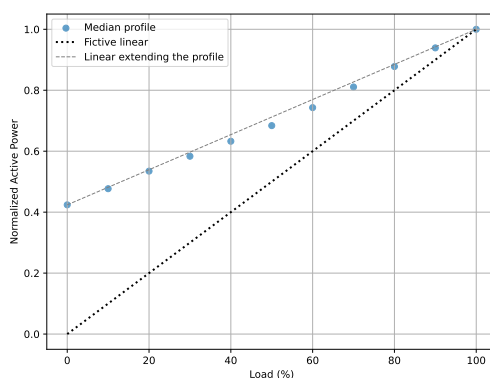
Annexes



(a) Normalized power used by machine depending on the load level (based on data from [24])



(b) Normalized power used by machine depending on the load level (based on data from [23])



(c) Normalized power used by machine depending on the load level (based on data from [22])

FIGURE 2 – a

```
<cluster speed="20180182f, 20180182f, 20180182f, 20180182f,
20180182f, 20180182f, 20180182f, 20180182f, 20180182f, 20180182f">
  <prop id="wattage_per_state" value="263:263, 294:294, 335:335,
388:388, 418:418, 452:452, 503:503, 570:570, 701:701, 872:872" />
</cluster>
```

(a) Implémentation du profil favorable [24] en XML pour la plateforme Batsim

```
<cluster speed="4397538f, 4397538f, 4397538f, 4397538f, 4397538f,
4397538f, 4397538f, 4397538f, 4397538f, 4397538f">
  <prop id="wattage_per_state" value="128:128, 144:144, 157:157,
170:170, 184:184, 200:200, 218:218, 237:237, 253:253, 268:268" />
</cluster>
```

(b) Implémentation du profil médian [22] en XML pour la plateforme Batsim

```
<cluster speed="1968737f, 1968737f, 1968737f, 1968737f, 1968737f,
1968737f, 1968737f, 1968737f, 1968737f, 1968737f">
  <prop id="wattage_per_state" value="48.7:48.7, 52.6:52.6,
56.6:56.6, 61.9:61.9, 66.6:66.6, 71.3:71.3, 78.1:78.1, 81.6:81.6,
85.4:85.4, 89:89" />
</cluster>
```

(c) Implémentation du profil défavorable [23] en XML pour la plateforme Batsim

FIGURE 3 – Implémentation dans trois plateformes Batsim pour chaque profil énergétique

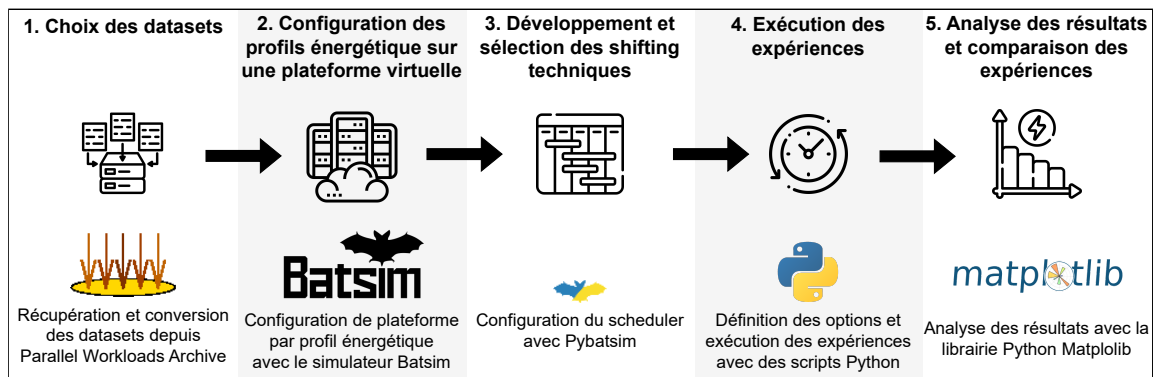


FIGURE 4 – Workflow des expériences pour évaluer l'impact du profil énergétique

TABLE 1 – Détail de l'impact lors de l'utilisation des techniques de shiftings avec le dataset "Gaia"

Expérience	Application des techniques de shifting					Impacts sur le service	
	Nombre total de signal déclenché	Nombre de migrations (% d'applications)	Nombre de délai (% d'applications)	Nombre d'alternatives simples (% d'applications)	Nombre d'alternatives rétrécies (% d'applications)	Temps moyen de turnaround (comparé avec la référence en %)	Temps max. de turnaround
Original log	0	N/A	N/A	N/A	N/A	-98.34	13 jours, 04 :41 :07
Référence	0	N/A	N/A	N/A	N/A	0.00	84 jours, 10 :14 :41
I + A	165898	N/A	58475 (5.99)	68575 (45.41)	29979 (23.74)	-93.07	28 jours, 01 :02 :23
B + A	141850	N/A	N/A	79506 (52.63)	37337 (30.54)	-93.68	23 jours, 12 :49 :19
M + A	148557	8241 (5.62)	N/A	79610 (52.70)	37392 (30.67)	-93.59	23 jours, 04 :27 :39
D + B + A	501162	N/A	377516 (35.26)	79598 (55.39)	36887 (31.45)	-89.34	29 jours, 03 :10 :05
I + B + A	180710	N/A	46221 (4.25)	79371 (52.55)	37076 (30.29)	-93.48	23 jours, 00 :45 :52

TABLE 2 – Détail de l'économie d'énergie selon le profil énergétique et la technique de shifting utilisée

Expérience	Économie d'énergie selon le profil énergétique par rapport à la référence (en %)			Gain supplémentaire entre le profil défavorable et favorable (en %)
	Profil favorable	Profil médian	Profil défavorable	
I + A	41.762877	33.922788	31.996458	9.766419
B + A	38.889743	32.154907	30.637566	8.252177
M + A	40.884959	33.356497	31.542742	9.342217
D + B + A	35.292299	29.207671	28.687779	6.60452
I + B + A	41.210075	33.432572	31.631903	9.578172