

# Alocação de Recursos em Nuvens Veiculares Baseada em Teoria dos Jogos

Aguimar R. Júnior<sup>1</sup>, Rodolfo I. Meneguette (Orientador)<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação  
Universidade de São Paulo (USP), São Carlos – SP – Brasil

aguimarjr@usp.br, meneguette@icmc.usp.br

**Abstract.** *Resource allocation in vehicular networks (RAVN) faces increasing challenges as the number of connected vehicles grows, requiring solutions that effectively deal with high mobility and diversity of nodes. In this context, Game Theory (GT) is a valuable approach, offering a mathematical framework for the analysis of strategic decisions. This work presents HARMONIC, a heuristic solution that uses GT to model the RAVN problem. The solution also utilizes the concept of Shapley Values to optimize the task allocation order and distribute these tasks among a larger number of vehicular clouds. The results obtained through simulations show a reduction in the number of cycles needed for allocation and lower failure rates, compared to other solutions discussed in the literature.*

**Resumo.** *A alocação de recursos em redes veiculares (ARRV) enfrenta desafios crescentes com o aumento do número de veículos conectados, exigindo soluções que lidem efetivamente com a alta mobilidade e a diversidade dos nós. Nesse contexto, a Teoria dos Jogos (TJ) é uma abordagem valiosa, oferecendo um arcabouço matemático para a análise de decisões estratégicas. Este trabalho apresenta o HARMONIC, uma solução heurística que faz uso da TJ para modelar o problema de ARRV. A solução também utiliza o conceito de Shapley Values para otimizar a ordem de alocação de tarefas e distribuir essas tarefas entre um número maior de nuvens veiculares. Os resultados obtidos por meio de simulações mostram uma redução na quantidade de ciclos necessários para alocação e menores taxas de falhas, comparativamente a outras soluções discutidas na literatura.*

## 1. Introdução

A revolução digital impulsiona transformações significativas no setor automotivo, especialmente com o crescimento exponencial de veículos conectados. Estima-se que, até 2025, dois bilhões de veículos estarão conectados à Internet [Cisco 2020], impondo desafios significativos para a gestão eficiente dos recursos computacionais veiculares [I. Meneguette et al. 2018].

Consequentemente, a alocação de recursos em redes veiculares (ARRV) torna-se cada vez mais complexa devido à diversidade e à mobilidade dos veículos, exigindo soluções inovadoras para enfrentar esses desafios. Em contrapartida, essa maior conectividade possibilita o agrupamento de veículos em nuvens veiculares (VCs), criando *pools* de recursos que podem ser compartilhados.

Nesse contexto, a Teoria dos Jogos (TJ) emerge como uma estratégia eficiente para abordar a complexidade inerente à ARR. Ao oferecer um conjunto de ferramentas matemáticas, a TJ possibilita a modelagem das interações dinâmicas entre os diversos agentes envolvidos. Esta abordagem permite identificar soluções que promovam a otimização do uso dos recursos veiculares, enfrentando assim os desafios impostos pela diversidade e mobilidade dos veículos de maneira eficaz.

Assim, este trabalho apresenta uma abordagem eficiente para a ARR, denominada HARMONIC, uma solução heurística baseada em TJ e no conceito de *Shapley Values* (SVs) para otimizar a distribuição de tarefas entre as nuvens veiculares. O uso de SVs possibilita determinar a ordem de alocação de tarefas e a ordem de utilização dos recursos das VCs. Essa metodologia visa melhorar a eficiência na alocação dos recursos compartilhados pelos veículos e evitar sobrecargas na rede, abordando o problema com uma estratégia dinâmica e cooperativa.

As principais contribuições deste trabalho são:

- A proposição de um esquema cooperativo e dinâmico para a alocação de recursos em múltiplas nuvens veiculares, baseado em Teoria dos Jogos;
- A aplicação de um método de aproximação baseado em amostragem para o cálculo de *Shapley Values*, adaptada ao contexto de ARR, para otimizar a ordem de alocação de tarefas e a escolha de nuvens veiculares;
- A realização de extensas simulações variando parâmetros, como o raio de comunicação, a taxa de serviços, o peso das tarefas e a quantidade de recursos compartilhados por veículo, para validar a eficácia da solução desenvolvida;

Os resultados das simulações destacam a eficácia do HARMONIC em reduzir significativamente o número de ciclos necessários para a alocação de tarefas, bem como as taxas de falhas associadas a esse processo.

Este trabalho está organizado da seguinte maneira: na Seção 2 são discutidos os trabalhos relacionados. Na Seção 3, apresenta-se a solução proposta, denominada HARMONIC, juntamente com as simulações e os resultados obtidos. Na Seção 4, são apresentadas as conclusões e uma lista de possíveis trabalhos futuros. E, finalmente, na Seção 5 são listadas as publicações decorrentes deste trabalho.

## 2. Trabalhos Relacionados

A pesquisa sobre alocação de tarefas em nuvens veiculares tem explorado diversas abordagens para otimizar a eficiência e eficácia dos serviços. Esses estudos abrangem desde algoritmos genéticos até técnicas de aprendizagem profunda por reforço (DRL), destacando-se pela diversidade de metodologias e pelo reconhecimento de desafios específicos, como a mobilidade veicular e a utilização de recursos.

Algoritmos baseados em otimização por enxame de partículas (PSO) e genéticos têm sido propostos [Luo et al. 2021, Wei et al. 2021]. No entanto, a maioria dessas abordagens não considera a mobilidade veicular ou depende de recursos externos, limitando sua aplicabilidade em cenários reais de tráfego e infraestrutura veicular.

Estudos como os de [Marques and Meneguette 2021] e [Sun et al. 2023] tentam abordar a complexidade dos cenários de VCs por meio de políticas de alocação baseadas em TJ e frameworks hierárquicos. Apesar desses esforços, desafios como a obtenção de equilíbrios de Nash não necessariamente ótimos e a dependência de recursos externos destacam a necessidade de soluções mais adaptativas e auto-suficientes.

Outras pesquisas abordam a alocação de recursos sob perspectivas distintas [Wu et al. 2020, da Costa et al. 2020, Lee and Lee 2020, Tang et al. 2020, Yu et al. 2015, Fan et al. 2023, Liu et al. 2023, Ruhin Kouser and Manikandan 2023]. Contudo, simplificações como, por exemplo, a suposição de constante aceleração dos veículos e a não consideração da mobilidade veicular reduzem a precisão e a relevância dessas soluções para ambientes de nuvens veiculares dinâmicos.

A Tabela 1 resume os trabalhos relacionados e ressalta diferentes características entre as abordagens: arquitetura de alocação, uso de recursos externos, agregação prévia de recursos, consideração de taxas variáveis de solicitações de serviços (TVS), diferentes raios de comunicação (DFAC), distribuição de carga entre as VCs (DEC), e a utilização de dados reais de mobilidade (*Trace Real*).

**Tabela 1. Resumo dos trabalhos relacionados**

Trabalho	Características							Método
	Arquitetura	Recursos Externos	Agregação Prévia	TVS	DFAC	DEC	<i>Trace Real</i>	
[Luo et al. 2021]	Descentralizada	✓	✓					PSO
[da Costa et al. 2020]	Centralizada						✓	Otimização combinatória
[Wu et al. 2020]	Centralizada	✓	✓					Otimização minimax
[Wei et al. 2021]	Descentralizada	✓	✓					Algoritmo genético
[Lee and Lee 2020]	Centralizada	✓	✓	✓			✓	Aprendizagem por reforço
[Tang et al. 2020]	Centralizada	✓	✓					Algoritmo genético
[Marques and Meneguette 2021]	Centralizada		✓					Teoria dos Jogos
[Yu et al. 2015]	Centralizada	✓		✓		✓		Teoria dos Jogos
[da Costa et al. 2020]	Centralizada						✓	Otimização linear
[Fan et al. 2023]	Descentralizada	✓				✓		Otimização não linear
[Liu et al. 2023]	Descentralizada	✓				✓		DRL
[Ruhin Kouser and Manikandan 2023]	Centralizada	✓				✓		Otimização bioinspirada
[Sun et al. 2023]	Centralizada	✓				✓		Teoria dos Jogos
<b>HARMONIC</b>	Centralizada			✓	✓	✓	✓	Teoria dos Jogos

O HARMONIC é a única solução que considera, ao mesmo tempo, somente os recursos compartilhados pelos veículos, não realiza agregação prévia de recursos e leva em conta diferentes taxas de serviços e raios de comunicação. Além disso, a solução considera a distribuição de carga entre as VCs e utiliza um *trace* real de mobilidade em suas simulações.

### 3. HARMONIC: Uma Solução para ARR V Baseada em Teoria dos Jogos

Esta seção apresenta o HARMONIC, uma solução heurística que faz uso da Teoria dos Jogos para modelar o problema de ARR V. A solução também utiliza o conceito de *Shapley Values* (SVs) para otimizar a ordem de alocação de tarefas e distribuir essas tarefas entre um número maior de nuvens veiculares.

O HARMONIC foi desenvolvido em três fases: (i) o problema de ARR V é modelado como um jogo de mercado, que é quando os participantes se reúnem para trocar mercadorias e gerar um valor agregado benéfico para a coalizão. Em seguida, aplicam-se estratégias baseadas em SVs para otimizar a ordem de alocação das tarefas. E, finalmente, a fase final (iii) que combina as fases (i) e (ii) e incorpora o cálculo de SVs também para definir em que ordem os recursos das VCs serão utilizados.

Esse cálculo é definido pela Equação 1 e determina a contribuição marginal de uma tarefa ou VC ( $i$ ) ao participar de uma coalizão ( $S$ ). Por se tratar de um problema  $\mathcal{NP}$ -difícil, utilizou-se um método de aproximação por amostragem para seu cálculo [Mitchell et al. 2022].

$$SV_i(N; v) = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|! \times (n - |S| - 1)!}{n!} (v(S \cup \{i\}) - v(S)) \quad (1)$$

Assim, o HARMONIC tem como objetivo utilizar SVs não apenas para determinar a ordem de atendimento das tarefas, mas também para estabelecer a sequência de utilização das VCs. Essa abordagem tem como finalidade otimizar a difusão de tarefas entre um maior número de VCs, distribuindo a carga e, ao mesmo tempo, maximizando a alocação de recursos na rede veicular.

A Figura 1 apresenta o fluxograma do algoritmo implementado. Inicialmente, o HARMONIC retira as tarefas que não são passíveis de serem atendidas. Em seguida, calcula os SVs para cada tarefa e as ordena em ordem decrescente do valor encontrado. Definida a ordem em que as tarefas serão atendidas, calcula-se o valor agregado total (quantidade de recursos alocados). Esse valor será utilizado como referência para a procura de outras soluções mais vantajosas.

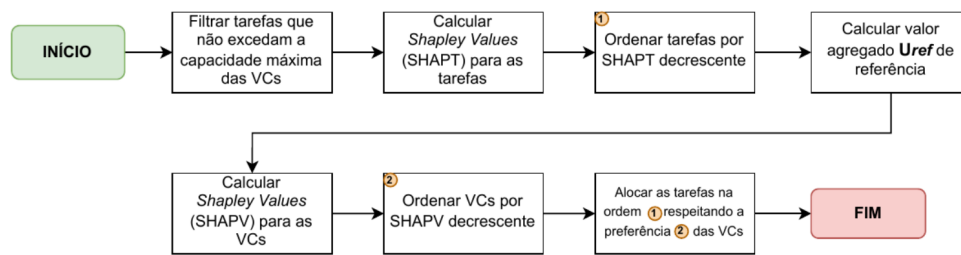


Figura 1. Fluxograma do HARMONIC

Logo após, calculam-se os SVs associados a cada VC. Nesse cálculo, aplica-se a função de produção ilustrada na Figura 2 que só considera soluções que gerem um valor agregado maior do que o valor de referência. Ou seja, ao determinar a ordem em que as VCs serão utilizadas, admite-se apenas ordenações que sejam mais eficientes. Por fim, as VCs são ordenadas em ordem decrescente de seus SVs e a alocação é realizada respeitando-se a ordenação de tarefas e VCs anteriormente definidas.

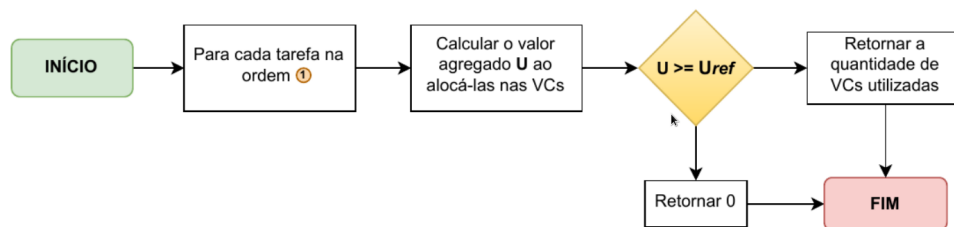


Figura 2. Função de produção

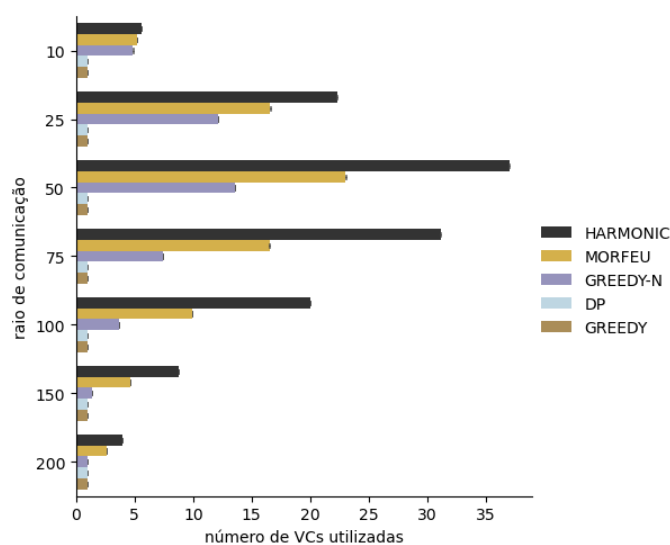
### 3.1. Simulação e Resultados

Nesta subseção, é apresentada a metodologia de avaliação dos modelos e a análise dos principais resultados obtidos. As simulações foram realizadas com o auxílio do SUMO [Lopez et al. 2018] em conjunto com o *trace* de mobilidade TAPAS Cologne [Uppoor and Fiore 2011]. Os seguintes parâmetros foram utilizados: raio de comunicação,

taxa de serviços, peso das tarefas e quantidade de recursos por veículo. A combinação de valores desses parâmetros resultou em um total de 1470 diferentes configurações.

Para avaliar o HARMONIC em todos esses cenários, comparou-se o algoritmo a quatro outras soluções da literatura, sendo duas delas baseadas em programação dinâmica (DP e MORFEU) e duas baseadas em algoritmos gulosos (GREEDY e GREEDY-N). As métricas utilizadas foram o número de VCs utilizadas e as taxas de alocação por ciclo ( $TAr$ ) e por falha ( $TAf$ ). Avaliando-se, assim, a distribuição de carga entre as VCs e a eficiência da alocação de recursos em um menor número ciclos de processamento e com uma menor quantidade de falhas ocorridas durante o processo de alocação.

Ao analisar o número de VCs utilizadas pelos algoritmos em diversos raios de comunicação (Figura 3), observa-se que o HARMONIC é o mecanismo que emprega o maior número de VCs em todas as configurações, efetivamente distribuindo a carga na rede veicular.



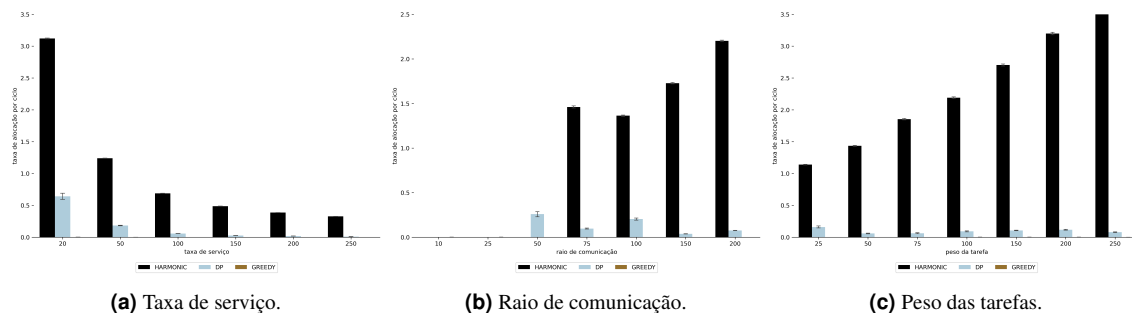
**Figura 3. Número de VCs utilizadas em diferentes raios de comunicação**

Em seguida, para avaliar as diferenças de desempenho entre os algoritmos, foram utilizados o teste de Friedman e o pós-teste de Nemenyi. Para ambos, foi definido um nível de significância de  $p < 0,05$ . Os resultados mostram a predominância de um algoritmo sobre os demais em 443 das 1470 possíveis configurações. Dessas, 361 (81,48%) indicam a prevalência do HARMONIC.

Para uma análise mais abrangente dessas 361 configurações, foram examinadas as taxas de alocação em relação ao número de ciclos necessários ( $TAr$ ) e à incidência de falhas ( $TAf$ ) nesses cenários. Ambas foram avaliadas em relação à taxa de serviço ( $TS$ ), raio de comunicação ( $RC$ ) e peso das tarefas ( $PE$ ).

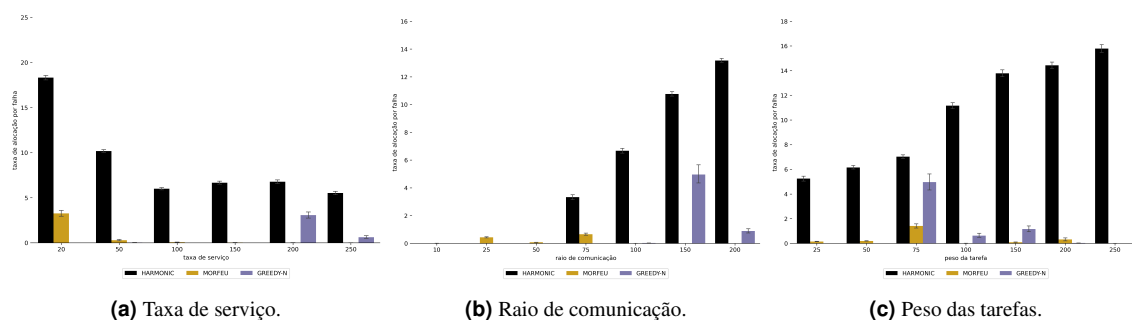
Na Figura 4, os resultados mostram que o HARMONIC apresenta desempenhos de  $TAr$  superiores em todos os cenários, exceto para raios de comunicação menores que 75 metros. Vale ressaltar que, mesmo com um maior número de VCs formadas quando o raio de comunicação é igual a 50 (Figura 3), ainda não existem recursos suficientes disponíveis. É com um maior número de VCs formadas e de recursos compartilhados que os algoritmos podem se diferenciar por meio de suas estratégias de alocação. O HARMONIC apresenta, em média, desempenhos superiores a 234%, 892% e 2263%

em relação a TS (Figura 4a), RC (Figura 4b) e PE (Figura 4c) respectivamente, quando comparados aos algoritmos DP e GREEDY. As soluções MORFEU e GREEDY-N não apresentaram cenários significativos nessa métrica para serem comparadas.



**Figura 4. Taxas de alocação por ciclo (%)**

Por fim, na Figura 5, o HARMONIC apresenta desempenho ainda mais notável. Em média, as TAF superam 1339%, 477% e 987% em relação a TS (Figura 5a), RC (Figura 5b) e PE (Figura 5c) respectivamente, quando comparados aos algoritmos MORFEU e GREEDY-N. As soluções DP e GREEDY não apresentaram cenários significativos nessa métrica para serem comparadas.



**Figura 5. Taxas de alocação por falha (%)**

Em todos os casos, a predominância do HARMONIC se deve a sua abordagem, que não apenas determina a ordem das tarefas, mas também delimita como os recursos das VCs devem ser empregados, conferindo assim maior flexibilidade ao algoritmo em comparação com outros métodos na busca por soluções mais eficientes. Eficiência essa que se traduz na redução da quantidade de ciclos de processamento e de falhas ocorridas durante a alocação de recursos.

#### 4. Conclusão e Trabalhos Futuros

Diante do aumento do número de veículos conectados e da complexidade das aplicações em redes veiculares, aumentam os desafios na ARR.V para atender a uma vasta gama de demandas por serviços. Para superar esses desafios, este trabalho introduz uma abordagem heurística denominada HARMONIC. A solução utiliza conceitos de TJ para modelagem e aplica *Shapley Values* para otimizar a distribuição e alocação de recursos na rede veicular.

O HARMONIC foi avaliado por meio de simulações utilizando diferentes parâmetros: raio de comunicação, taxa de serviços, peso das tarefas e quantidade de recursos compartilhados por veículo. Os resultados demonstram que o HARMONIC reduz

o número de ciclos necessários para a alocação e a quantidade de falhas ocorridas durante o processo, em comparação com outras abordagens discutidas na literatura.

Para trabalhos futuros, planeja-se: (i) explorar coalizões que sejam mais benéficas do que uma única grande coalizão; (ii) incorporar outras características da rede, como latência e throughput; (iii) avaliar o uso de arquiteturas híbridas; e (iv) desenvolver mecanismos de incentivo para promover a formação e sustentação de nuvens veiculares.

## 5. Publicações

As publicações decorrentes deste trabalho são apresentadas na Tabela 2.

**Tabela 2. Resumo de publicações**

Trabalho	Tipo de Publicação	Local	Qualis	Fator de Impacto
[RIBEIRO JR. et al. 2023]	Periódico	AD HOC NETWORKS	A1	4,8
[RIBEIRO JR. et al. 2022b]	Conferência	GLOBECOM 2022	A1	-
[RIBEIRO JR. et al. 2022a]	Conferência	SBRC 2022	A4	-

## Referências

- Cisco, U. (2020). Cisco annual internet report (2018–2023) white paper. *Cisco: San Jose, CA, USA*, 10(1):1–35.
- da Costa, J. B. D., Meneguette, R. I., Rosário, D., and Villas, L. A. (2020). Combinatorial optimization-based task allocation mechanism for vehicular clouds. In *Proceedings of the IEEE 91st Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pages 1–5. IEEE.
- da Costa, J. B. D., Peixoto, M. L. M., Meneguette, R. I., Rosário, D. L., and Villas, L. A. (2020). MORFEU: Mecanismo baseado em Otimização Combinatória para Alocação de Tarefas em Nuvens Veiculares. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC)*, pages 505–518. SBC.
- Fan, W., Su, Y., Liu, J., Li, S., Huang, W., Wu, F., and Liu, Y. (2023). Joint Task Offloading and Resource Allocation for Vehicular Edge Computing Based on V2I and V2V Modes. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(4):4277–4292.
- I. Meneguette, R., E. De Grande, R., and A. F. Loureiro, A. (2018). *Intelligent Transport System in Smart Cities: Aspects and Challenges of Vehicular Networks and Cloud. Urban Computing*. Springer International Publishing, Cham.
- Lee, S.-S. and Lee, S. (2020). Resource allocation for vehicular fog computing using reinforcement learning combined with heuristic information. *IEEE Internet of Things Journal*, 7(10):10450–10464.
- Liu, L., Feng, J., Mu, X., Pei, Q., Lan, D., and Xiao, M. (2023). Asynchronous Deep Reinforcement Learning for Collaborative Task Computing and On-Demand Resource Allocation in Vehicular Edge Computing. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pages 1–14.
- Lopez, P. A., Behrisch, M., Bieker-Walz, L., Erdmann, J., Flötteröd, Y.-P., Hilbrich, R., Lücken, L., Rummel, J., Wagner, P., and Wießner, E. (2018). Microscopic traffic simulation using sumo. In *2018 21st international conference on intelligent transportation systems (ITSC)*, pages 2575–2582. IEEE.

- Luo, Q., Li, C., Luan, T., and Shi, W. (2021). Minimizing the delay and cost of computation offloading for vehicular edge computing. *IEEE Transactions on Services Computing*, 1374:1–12.
- Marques, H. A. P. and Meneguette, R. I. (2021). Um Mecanismo de Alocação de Recursos em Nuvens Veiculares baseado em Teoria dos Jogos. In *Anais Estendidos do Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC)*, pages 241–248. SBC.
- Mitchell, R., Cooper, J., Frank, E., and Holmes, G. (2022). Sampling permutations for Shapley value estimation. *The Journal of Machine Learning Research*, 23(1):43:2082–43:2127.
- RIBEIRO JR., A., da Costa, J. B. D., Filho, G. P. R., Villas, L. A., Guidoni, D. L., and Meneguette, R. I. (2022a). Alocação de Tarefas em Nuvens Veiculares Utilizando Jogos de Mercado. In *Anais do Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos (SBRC)*, pages 210–223. SBC.
- RIBEIRO JR., A., da Costa, J. B. D., Filho, G. P. R., Villas, L. A., Guidoni, D. L., Sampaio, S., and Meneguette, R. I. (2023). HARMONIC: Shapley values in market games for resource allocation in vehicular clouds. *Ad Hoc Networks*, 149:103224.
- RIBEIRO JR., A., Filho, G. P. R., Guidoni, D. L., de Grande, R. E., Sampaio, S., and Meneguette, R. I. (2022b). A Shapley Value-based Strategy for Resource Allocation in Vehicular Clouds. In *GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference*, pages 5801–5806.
- Ruhin Kouser, R. and Manikandan, T. (2023). A novel clustering and optimal resource scheduling in vehicular cloud networks using MKMA and the CM-CSO algorithm. *International Journal of Communication Systems*, 36(5):e5424.
- Sun, Z., Sun, G., Liu, Y., Wang, J., and Cao, D. (2023). BARGAIN-MATCH: A Game Theoretical Approach for Resource Allocation and Task Offloading in Vehicular Edge Computing Networks. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, pages 1–18.
- Tang, C., Zhu, C., Wei, X., Wu, H., Li, Q., and Rodrigues, J. J. (2020). Intelligent resource allocation for utility optimization in rsu-empowered vehicular network. *IEEE Access*, 8:94453–94462.
- Uppoor, S. and Fiore, M. (2011). Large-scale urban vehicular mobility for networking research. In *2011 IEEE Vehicular Networking Conference (VNC)*, pages 62–69.
- Wei, W., Yang, R., Gu, H., Zhao, W., Chen, C., and Wan, S. (2021). Multi-objective optimization for resource allocation in vehicular cloud computing networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*.
- Wu, X., Zhao, S., Zhang, R., and Yang, L. (2020). Mobility prediction-based joint task assignment and resource allocation in vehicular fog computing. In *IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC)*, pages 1–6. IEEE.
- Yu, R., Huang, X., Kang, J., Ding, J., Maharjan, S., Gjessing, S., and Zhang, Y. (2015). Cooperative resource management in cloud-enabled vehicular networks. *IEEE Transactions on industrial electronics*, 62(12):7938–7951.