

Uma estratégia de leilões combinatórios para provisionamento de serviços virtualizados

Vanessa S. Vieira¹, Andre L. L. Aquino¹

¹Instituto de Computação – Universidade Federal de Alagoas (UFAL)

{vsv, alla}@ic.ufal.br

Abstract. *In this work, we study the use of a game theory-based auctioning strategy for provisioning virtualized services in mobile networks. This strategy aims to absorb the peak demands of mobile services clients. In this sense, we use a global strategy to assist the operators in choosing which nodes will be receiving the requested services; and a local strategy to choose nodes that will serve as edge elements providing service to nodes that do not have access to the infrastructure. The results showed that our approach benefits the operator and the client by maintaining the equilibrium of the system.*

Resumo. *Neste trabalho, estudamos o uso de uma estratégia de leilões baseada em teoria dos jogos para provisionamento de serviços virtualizados em redes móveis. Essa estratégia visa absorver as demandas de pico de clientes de serviços móveis. Nesse sentido, utilizamos uma estratégia global para auxiliar as operadoras na escolha de quais nós estarão recebendo os serviços requisitados; e uma local para escolher nós que servirão de elementos de borda provendo serviço aos nós que não possuem acesso à infraestrutura. Os resultados mostraram que nossa abordagem beneficia a operadora e o cliente mantendo o equilíbrio do sistema.*

1. Introdução

A principal questão abordada em nosso trabalho envolve operadoras que desejam vender seus recursos de sobra e clientes que, em um cenário de alta demanda, desejam comprar esses recursos a um preço baixo e justo. A nossa solução utiliza uma estratégia de leilões para fornecimento de serviços em uma rede de telefonia móvel virtualizada [Han et al. 2015]. Nossa abordagem utiliza conceitos de teoria dos jogos e apresenta duas etapas, alocação de serviços global e local.

Na alocação global, alocamos os serviços virtualizados a vários clientes de várias operadoras de rede, aplicando um leilão combinatório. Este leilão determina os vencedores e seus respectivos preços com base nos lances ofertados. Cada lance é composto por um conjunto de serviços virtualizados, chamado de Cadeia de Funções de Serviço (do inglês, *Service Function Chains*, SFC) e um preço de lance. Cada SFC representa um pacote de serviços da rede móvel. Um cliente não pode ganhar um serviço virtualizado separado, mas apenas o SFC inteiro solicitado.

Na alocação de serviços locais, usamos os clientes vencedores da primeira etapa como elementos de borda para os perdedores mais próximos. Eles receberão os incentivos apropriados pelas operadoras permitindo que outros clientes utilizem a infraestrutura de

rede por meio deles. Para executar esta etapa, realizamos um segundo leilão combinatório entre os clientes vencedores do primeiro.

Ambos os leilões combinatórios são problemas considerados NP-difícil, ou seja, nem sempre podemos calcular a solução ótima em tempo polinomial devido à sua natureza exponencial. Assim, utilizamos uma heurística gulosa, que se mostra a melhor aproximação possível em tempo polinomial para o problema da determinação do vencedor, proposta por [Gonen and Lehmann 2000] e estendida por [Obadia et al. 2016]. O pior cenário possível para a soma do preço de lances é \sqrt{m} se m é a soma máxima dos preços de lance atuais em uma solução ótima, sendo portanto a melhor aproximação possível em tempo polinomial [Gonen and Lehmann 2000]. Ajustamos essa heurística nas duas etapas de nossa abordagem.

Para avaliar nossa abordagem, no **Leilão Global de Alocação de Serviços**, inicialmente, comparamos nossa solução com a ótima, considerando um número reduzido de clientes. Em seguida, avaliamos a valoração do mercado, a receita da operadora, o número de clientes atendidos e o preço pago médio apresentado. No **Leilão Local de Alocação de Serviços**, avaliamos o número de clientes locais escolhidos para serem roteadores e a valoração de clientes roteadores variando o número de clientes. Os resultados mostram que nossa abordagem mantém o equilíbrio do sistema permitindo que o mercado funcione de maneira autorregulável, implementando conceitos importantes de teoria dos leilões. Os resultados também demonstram que nosso sistema é justo e um bom modelo de negócios para as operadoras móveis.

2. Trabalhos Relacionados

[Obadia et al. 2016] propôs uma abordagem de Teoria dos Jogos, utilizando Leilões Combinatórios para selecionar os clientes vencedores e o preço que eles pagarão pela cadeia de serviços de funções de rede virtualizadas (do inglês, Virtual Network Functions) solicitada numa rede de computadores tradicional. Já [Umrao et al. 2018] propôs um roteamento de dados móveis por meio de dispositivos inteligentes, explorando as comunicações Dispositivo-a-Dispositivo (do inglês, Device-to-Device, D2D). Nesse caso, a comunicação D2D pôde reduzir significativamente o congestionamento da rede e aprimorar a Qualidade de Serviço (do inglês, Quality-of-Service, QoS) a um custo menor.

Na literatura, alguns estudos propõem soluções sobre virtualização em um ambiente de telefonia celular, usando redes definidas por software (do inglês, Software Defined Network, SDN) por intermédio de uma transmissão multicast de dados móveis [Bukhari et al. 2018], ou controladores de orquestração para fornecer acesso ao cliente [Guerzoni et al. 2014]. Existem estudos sobre mecanismos de leilões para fornecimento de serviços nas redes de telefonia móvel virtualizada que apresentam tendências atuais e desafios abertos para mecanismos de leilão para virtualização em redes móveis [Habiba and Hossain 2018]. [Zhang et al. 2017] propõem um mecanismo de leilão estocástico on-line para provisionamento de cadeia de serviços sob demanda e determinação de preços em um provedor de NFV.

Os modelos de virtualização de rede existentes baseiam-se principalmente em acordos contratuais para regras de precificação e cobrança. Nossa abordagem, por outro lado, incorpora a alocação sob demanda de serviços móveis, onde os clientes podem adquirir capacidades de VNFs por um período limitado e um preço justo, considerando

o estado atual do mercado. Em contraste com as abordagens anteriores, nossa proposta também incentiva os clientes vencedores a compartilhar seus serviços para que os clientes perdedores possam usar a infraestrutura.

3. Leilão de Serviços de Redes Móveis

Nosso sistema de leilão possui três entidades principais: o *operador de infraestrutura*, que fornece serviços de rede na topologia composta por torres de telefonia celular (t) como nós e links de alta capacidade entre torres como enlaces; a *operadora de rede móvel*, que funciona como um nó de retransmissão entre os serviços oferecidos pela infraestrutura de rede e seus *clientes*, modelando os lances dos *clientes* em SFCs de serviços virtualizados e de banda larga; e o *cliente*, o usuário final que solicita serviços móveis.

Para o nosso problema utilizamos os *Leilões Combinatórios*. Os itens leiloados são serviços virtuais e de largura de banda ofertados por um *operador de infraestrutura*. Nós agrupamos esses serviços como SFCs e cada *cliente* tem seu próprio SFC. Com isso, temos um conjunto de serviços $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$, e um conjunto de lances $\mathcal{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$, em que $B_i = (Q_i, b_i)$ é o lance enviado pelo *cliente* i . O preço apresentado pelo licitante i é denotado por b_i . Denotamos o conjunto de serviços solicitado pelo licitante i como $Q_i = \{q_i^{s_1}, q_i^{s_2}, \dots, q_i^{s_m}\}$, em que $0 \leq q_i^{s_j} \leq C_{s_j}$ indica a quantidade de serviço s_j requerida pelo *cliente* i e C_{s_j} é a capacidade máxima disponível de s_j . A valoração (v_i) é o valor máximo que o licitante i está disposto a pagar. A utilidade de um licitante i é $u_i = v_i - p_i$, onde p_i é o preço do martelo, ou seja, o preço a ser pago. Uma utilidade alta (u_i) para um *cliente* significa que o sistema é economicamente eficiente porque mostra que o preço pago pelo cliente (preço de martelo p_i) é menor que o preço apresentado. O melhor resultado para um licitante é enviar sua valoração correta como preço de oferta, pois esse preço é usado apenas para determinar se um cliente é vencedor ou não em nosso algoritmo.

O problema de encontrar uma alocação ótima em um leilão combinatório é NP-difícil [Gonen and Lehmann 2000]. Para o propósito deste trabalho, avaliamos uma heurística gulosa e um algoritmo exato, provando que nossa heurística trabalha para instâncias maiores e que, para todas as instâncias, a heurística dá uma estimativa muito aproximada do valor real. Podemos descrever este problema pela seguinte formulação de programação inteira binária:

$$\max \sum_{i=0}^n x_i b_i \quad (1)$$

$$\text{sujeito a } \sum_{i=1}^n x_i q_i^{s_j} \leq C_{s_j} \quad \forall j \in [1..m] \quad (2)$$

$$x_i \in \{0, 1\} \quad \forall i \in [1..n] \quad (3)$$

As variáveis binárias x_i assumem o valor 1 se e somente se a solução aceitar o lance i . A função objetiva (1) calcula a soma máxima dos preços de lance aceitos. Nas restrições (2), limitamos a quantidade alocada para o serviço s_j pela sua capacidade C_{s_j} .

Escolhemos uma heurística gulosa para implementação dos leilões combinatórios, proposta por [Gonen and Lehmann 2000] e refinada por [Obadia et al. 2016]. O Algoritmo 1 apresenta a heurística gulosa para determinar os vencedores e seus preços para o leilão global. Ele funciona reordenando os lances do cliente com a métrica dada de entrada ao algoritmo. Em seguida, o problema da determinação de vencedores é abordado, verificando se os lances reordenados, um por um, podem atender às suas solicitações na capacidade de serviço restante na infraestrutura. Depois disso, calculamos os preços usando a equação da linha 14 do Algoritmo 1, onde i é o índice do *cliente* que está tendo seu preço calculado e k é o índice do *cliente* que representa a classificação máxima que i poderia ter obtido enquanto ainda ganhava o leilão, como forma de obter o valor p_i mais justo, sempre menor ou igual à b_i .

Algoritmo 1 Heurística Gulosa para Leilão de Alocação Global de Serviços

Require: reordene os lances seguindo $\frac{b_1}{\sum_{j=1}^m \sqrt{q_1^{s_j}}} \geq \frac{b_2}{\sum_{j=1}^m \sqrt{q_2^{s_j}}} \geq \dots \geq \frac{b_n}{\sum_{j=1}^m \sqrt{q_n^{s_j}}}, \forall j \in [1..m]$

$U(j) = 0$ representa quantas unidades de serviço disponíveis j foram usadas

Ensure: W_1 : conjunto de lances vencedores para o Leilão Global de Alocação de Serviços; e p_1, \dots, p_n : preço a ser pago por cada lance

{Determinação de Vencedores: Parte 1}

```

1: for  $i = 1$  to  $n$  do
2:   if  $\forall j \in [1..m] q_i^{s_j} + U(j) \leq C_{s_j}$  then
3:      $W_1 \leftarrow i$ 
4:      $\forall j \in [1..m] U(j) = U(j) + q_i^{s_j}$ 
5:   end if
6: end for

```

{Computação de Preços: Parte 2}

```

7: for  $i \in W_1$  do
8:    $\forall j \in [1..m] U(j) = 0$ 
9:   for  $k = 1$  to  $m, k \neq i$  do
10:    if  $\forall j \in [1..m] q_k^{s_j} + U(j) \leq C_{s_j}$  then
11:       $\forall j \in [1..m] U(j) = U(j) + q_k^{s_j}$ 
12:    end if
13:    if  $\exists j$  tal que  $q_i^{s_j} + U(j) \geq C_{s_j}$  then
14:      
$$p_i = \frac{b_k \cdot \sum_{j=1}^m \sqrt{q_i^{s_j}}}{\sum_{j=1}^m \sqrt{q_k^{s_j}}}$$

15:      break
16:    end if
17:  end for
18: end for

```

O Algoritmo 2 apresenta a heurística gulosa para determinar os vencedores do leilão local de alocação de serviços. Se um *cliente* vence o leilão global, ele poderá participar do leilão de alocação local de serviços. Os lances serão reordenados usando a métrica dada como entrada no algoritmo. onde pp é o poder de processamento do dispositivo, como forma de avaliar se o dispositivo é capaz de sustentar a carga de processamento necessária para retransmissão de dados móveis, nn é o número de dispositivos vizinhos, sc é a capacidade de armazenamento (sc) em memória RAM, a fim de avaliar quantos dispositivos vizinhos poderão de fato ser contemplados, dt distância até a torre de celular mais próxima, como forma de avaliar a força do sinal.

De forma similar à demonstração de [Obadia et al. 2016], se usarmos o algoritmo quicksort temos uma complexidade de, na pior das hipóteses, $O(n^2)$ com n sendo o número total de *clientes*. O algoritmo então realiza operações $n \times r$ para verificar se o lance pode ser aceito em ambos os algoritmos e, apenas no caso do leilão global, para

Algoritmo 2 Heurística Gulosa para Leilão Local de Alocação de Serviços

Require: reordene os lances seguindo,
$$\frac{b_{1(pp)} + b_{1(bl)} + b_{1(nn)} + b_{1(sc)} + \sum_{j=1}^m q_1^{s_j}}{b_1 + b_{1(da)}} \geq \frac{b_{2(pp)} + b_{2(bl)} + b_{2(nn)} + b_{2(sc)} + \sum_{j=1}^m q_2^{s_j}}{b_2 + b_{2(da)}} \geq \dots \geq \frac{b_{n(pp)} + b_{n(bl)} + b_{n(nn)} + b_{n(sc)} + \sum_{j=1}^m q_n^{s_j}}{b_n + b_{n(da)}}, \forall j \in [1..m].$$

$U(j) = 0$ representa quantas unidades de serviço disponíveis j foram usadas

Ensure: W_2 : conjunto de lances vencedores para o Leilão Local de Alocação de Serviços
 {Atualização das Capacidades das Antenas com os dados do Leilão Global de Alocação de Serviços: Parte 1}
 {Determinação de Vencedores: Parte 2}

- 1: **for** $i = 1$ **to** n **do**
- 2: **if** $\forall j \in [1..m] q_i^{s_j} + U(j) \leq C_{s_j}$ **then**
- 3: $W_2 \leftarrow i$
- 4: $\forall j \in [1..m] U(j) = U(j) + q_i^{s_j}$
- 5: **end if**
- 6: **end for**

cada lance aceito, o algoritmo realiza operações $n \times r$ para encontrar o melhor preço de determinado cliente. Portanto, a complexidade será $O(n^2 \times r)$ no pior cenário possível.

O *operador de infraestrutura* usa uma topologia de rede modelada como um grafo $G = (V, E)$ onde V é o conjunto de torres de celular, e E é o conjunto de links de alta capacidade entre torres. Em cada torre existem cinco serviços VNF e em cada link existem dois serviços de largura de banda. Em nossa implementação, criamos cinco *operadoras de rede móvel*, cada uma com o mesmo número de *clientes* \mathcal{B} capazes de participar do processo de leilão.

Para que o mercado se inicie, usamos os serviços solicitados por cada *cliente*, a capacidade de cada serviço e os preços de lance. Consideramos as seguintes etapas: (i) Para definir a cadeia de serviços de um lance, primeiro escolhemos uma torre de entrada aleatória e uma torre de saída aleatória da topologia de rede (G). Então, o algoritmo de Dijkstra é usado para encontrar o caminho mais curto entre esses dois nós. Todos os nós neste caminho mais curto são responsáveis por fornecer os serviços para determinado *cliente*. Usamos um número aleatório entre $[1, m]$ para definir o número máximo de serviços requeridos por cada *cliente*. Então, escolhemos, de forma aleatória, m serviços entre todos os serviços das torres de caminho mais curto. Por fim, escolhemos os serviços de largura de banda em todas as arestas. Para simplificar o processo, não distinguimos entre serviços de uma torre e serviços de largura de banda na cadeia de serviços; (ii) Para escolher a capacidade exigida, para cada serviço solicitado, escolhemos um número aleatório entre $[1, C_{s_j}]$. Sendo C_{s_j} a capacidade máxima para o serviço j ; e (iii) Finalmente, para calcular o preço de lance, escolhemos um número aleatório entre 1 e $\sum_{j \in [1..M]} q_i^{s_j}$. Esse valor explica o fato de que, se um *cliente* solicitar mais serviços, mais seu preço de lance terá uma chance de ser maior.

4. Resultados e Discussões

Como não temos acesso a uma infraestrutura real de telefonia celular, usamos, como infraestrutura da *operadora de infraestrutura*, a topologia de rede Europeia GEANT, com $V = 27$ nós como torre de celular e $E = 38$ arestas como enlaces de alta capacidade entre as torres. O número total de serviços disponíveis (m) no sistema é $m = e m_e + t m_t = 211$, onde e é o número de arestas e t o número de torres de celular. Existem cinco *operadoras de rede móvel* com $m = 211$ serviços disponíveis. Os parâmetros utilizados nas simulações (com seus valores *default* em negrito) são: número de *clientes*

$n = \{1.400, 2.800, \dots, 11.200\}$; número de serviços solicitados por cada *cliente* i é um número aleatório entre $[1, m_i]$, em que $m_i = \{15, 20, \dots, 50\}$; e capacidade de serviço $C_{s_j} = \{250, 300, \dots, 500\}$ do serviço s_j .

Cada cenário apresentado nos resultados (exceto no algoritmo exato) foi executado com 20 simulações independentes. Usamos o valor médio dos resultados com o intervalo de confiança assintótico simétrico de 95%. Implementamos as simulações das heurísticas gulosas em Python 3.6 e o algoritmo exato em C++, usando o IBM CPLEX v12.5. O código da implementação das heurísticas está disponível em <https://github.com/vanessavieira/5G-auction>. As simulações gerais foram realizadas sob um computador Core i5 Memória 16 GB, HD 2 TB, 133 MHz DDR3 e macOS High Sierra v10.13.6. Para a comparação com algoritmo ótimo utilizamos um computador Core i7-7500U, Memória 16 GB, HD 2 TB, SSD 128 GB e sistema operacional Linux.

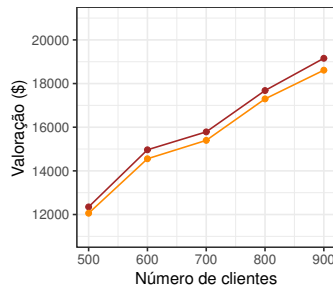
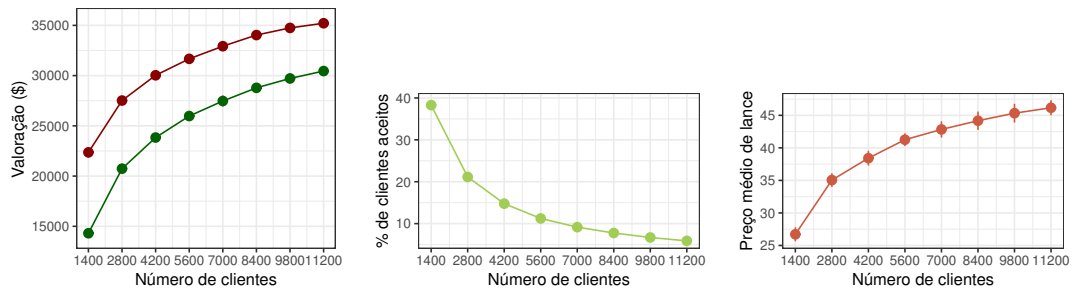


Figura 1. Em vermelho, a valoração do mercado calculada para o algoritmo exato. Em laranja, a valoração calculada para a heurística.

Para avaliar a qualidade de nossa estratégia de leilão, inicialmente, comparamos nossa solução com a ótima (figura 1). Como geramos as instâncias (conjunto de *clientes* e seus respectivos lances) artificialmente, cada instância associa-se a um nível de dificuldade diferente. Em particular, por exemplo, com 800 *clientes*, o tempo de execução da abordagem exata foi de 7h12min devido à lenta convergência do intervalo (gap). A instância com 900 *clientes*, por outro lado, demonstrou uma convergência mais rápida (59min). Os tempos de CPU em segundos para executar o algoritmo da heurística foram: 2,91; 3,38; 4,14; 4,50 e 4,94. Este resultado mostra que a nossa solução atende à restrição de tempo desse tipo de sistema pois resultados são obtidos em menos de 1 minuto, sendo essa a melhor aproximação possível em tempo polinomial, como provado anteriormente.

A primeira avaliação é a valoração de mercado e a receita do operador descrita na figura 2(a). Nesta figura, a linha vermelha indica a valoração de mercado, que é a soma de todas os valores de lance aceitos, e a verde indica a receita do operador, que é a soma de todos os preços pagos pelos *clientes* vencedores.

Esse resultado mostra a compatibilidade de incentivo entre o valor especulativo do mercado e a receita do *operador de infraestrutura*, pois o preço pago pelos *clientes* vencedores é sempre igual ou inferior aos preços de lance. Podemos notar que tanto o valor de mercado quanto a receita do operador crescem proporcionalmente, mantendo o equilíbrio do sistema e permitindo que o mercado funcione de maneira autorregulável. A figura 2(b) mostra a porcentagem de *clientes* vencedores. Quando o número de *clientes* aumenta, o número de vencedores permanece de forma semelhante, apenas com uma pequena variação. Com isso, percebemos o comportamento de decréscimo exponencial



(a) Em vermelho, a valoração de (b) Porcentagem dos vencedores. (c) Preço de lance por cliente. mercado. Em verde, a receita do operador.

Figura 2. Variação do número de clientes n.

no gráfico, que ocorre pois a capacidade de cada serviço e o número de serviços não varia. Na figura 2(b), o decrescimento da curva ocorre porque o número de *clientes* vencedores não está crescendo na mesma proporção que o número de *clientes* participantes. Na figura 2(c) os *clientes* começam a aumentar seus investimentos, ou seja, seus preços de lance por conta da competitividade do mercado.

De forma adicional, avaliamos a valoração de mercado e o preço por lance, variando o número máximo de serviços que podem ser solicitados pelos *clientes* para identificar o impacto do número de serviços usados na aplicação. Nessa avaliação, cujo os resultados foram comprimidos aqui, observamos que quando a quantidade de serviço aumenta de 15 até 50 (variando de 5 em 5), o preço médio de compra também aumenta linearmente de 26,71 até 115,7). Esse comportamento ocorre porque para requisitar mais serviços, o *cliente* deve aumentar seus investimentos. Outra avaliação considerou a capacidade máxima de um serviço para identificar o comportamento do sistema quanto as mudanças de capacidade. Observamos que, quando a capacidade aumenta de 250 até 500 (variando de 50 em 50), o preço médio de lance diminui de 26,71 até 14,5. Isso ocorre porque mais *clientes* podem participar do leilão com menos investimento.

Por fim, a figura 3 apresenta o investimento do operador para encorajar os *clientes* a servirem como nós de retransmissão. Especificamente, o investimento do leilão local é o mesmo independente do número de perdedores. Este resultado é significativo porque, nosso modelo considera, além do preço de lance, o nível de energia, localização e poder de processamento dos dispositivos. Assim, nosso sistema melhora o sistema móvel, uma vez que garantimos o equilíbrio e o uso justo dos recursos e serviços.

5. Conclusão

Este trabalho apresenta um sistema que combina conceitos de serviços virtuais com redes de telefonia móvel para criar uma estratégia de leilões para prover serviços em uma rede de telefonia móvel virtualizada em cenários de alta demanda de pico. Os resultados obtidos mostraram que o modelo proposto preserva o equilíbrio do sistema ao permitir que o mercado funcione de forma auto-reguladora em função da implementação dos conceitos da Teoria dos Leilões de eficiência econômica e compatibilidade de incentivos. Os resultados também demonstraram que o nosso sistema é justo para todos os *clientes* e um bom modelo de negócios para as *operadoras móveis*, ao mesmo tempo em que torna as

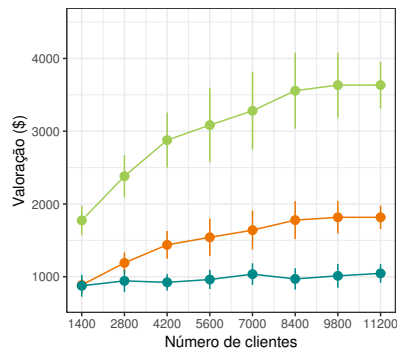


Figura 3. Em azul, o investimento para o segundo leilão. Em laranja, o investimento para o primeiro leilão. Em verde, a soma dos dois.

capacidades que até então não eram utilizadas, em capacidades de serviços virtualizados lucrativas em cenários de alta demanda de pico.

Como trabalho futuro, imaginamos simular a aplicação desse estudo em uma rede celular 5G para identificar como implantar adequadamente as funções de rede virtualizadas, além de estudar a melhor maneira de implementar a comunicação D2D. Por fim, os autores agradecem o apoio do **CNPq, FAPEAL e FAPESP**.

Referências

- Bukhari, J., Park, J.-H., and Yoon, W. (2018). Providing multicast services over SDN-evolved LTE network: Architecture, procedures and performance analysis. *Computer Communications*, 127:131 – 145.
- Gonen, R. and Lehmann, D. (2000). Optimal solutions for multi-unit combinatorial auctions: Branch and bound heuristics. In *2nd ACM Conference on Electronic Commerce*.
- Guerzoni, R., Trivisonno, R., and Soldani, D. (2014). SDN-based architecture and procedures for 5G networks. In *1st International Conference on 5G for Ubiquitous Connectivity*.
- Habiba, U. and Hossain, E. (2018). Auction mechanisms for virtualization in 5G cellular networks: Basics, trends, and open challenges. *IEEE Communications Surveys Tutorials*, 20(3):2264–2293.
- Han, B., Gopalakrishnan, V., Ji, L., and Lee, S. (2015). Network function virtualization: Challenges and opportunities for innovations. *IEEE Communications Magazine*, 53(2):90–97.
- Obadia, M., Bouet, M., Conan, V., Iannone, L., and Rougier, J.-L. (2016). Elastic network service provisioning with VNF auctioning. In *28th International Teletraffic Congress*.
- Umrao, S., Roy, A., Saxena, N., Singh, S., and Jung, J. (2018). Mobile network operator and mobile user cooperation for customized D2D data services. *Journal of Network System Management*, 26(4):878–903.
- Zhang, X., Huang, Z., Wu, C., Li, Z., and Lau, F. C. M. (2017). Online stochastic buy-sell mechanism for VNF chains in the NFV market. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 35(2):392–406.