

Um Modelo Multiobjetivo para Alocação de Unidades de Comunicação para Distribuição de Conteúdos em Redes Veiculares

Leonardo A. A. Pereira¹, Mateus C. Luciano¹, Larissa L. Mariz¹
Bruna V. Ramos¹, Cristiano G. Pitangui¹, Cristiano M. Silva¹

¹Universidade Federal de São João Del-Rei – Minas Gerais – Brasil

leonardoapereira@gmail.com, mateuscalais@outlook.com,

larissa.lopes30@hotmail.com, brunavilarino21@gmail.com

{pitangui.cristiano, cristiano}@ufsj.edu.br

Abstract. *In this work we consider the deployment of roadside units (RSUs) for communication in vehicular networks. Basically, we intend to promote regular vehicle-to-infrastructure encounters allowing vehicles to continuously receive media from roadside units while driving. This problem is addressed through multiobjective optimization. We propose the Sigma-N strategy that uses the NSGA-II multiobjective evolutionary algorithm. The results are compared to the Sigma- ϕ deployment strategy. Results reveal that the proposed strategy provides more coverage, while using less roadside units. Additionally, the analysis of Pareto borders offers a wide range of feasible solutions to be explored by the network designer.*

Resumo. *Este trabalho considera a deposição de unidades de comunicação (RSUs) em redes veiculares. Basicamente, têm-se o objetivo de promover encontros regulares de veículos com a infraestrutura, permitindo que veículos recebam streaming durante sua locomoção. Aborda-se esse problema sob o ponto de vista multiobjetivo e propõe-se a estratégia Sigma-N que usa o algoritmo evolucionário multiobjetivo NSGA-II. A proposta é comparada com a estratégia Sigma- ϕ . Resultados indicam que Sigma-N provê maior cobertura demandando menos unidades de comunicação. Ademais, a análise das fronteiras de Pareto oferece um grande conjunto de soluções que pode ser explorado pelo projetista de redes.*

1. Introdução

A grande disseminação de dispositivos móveis na população mundial traz perspectivas sem precedentes. O mundo conta com mais de sete bilhões de *smartphones* conectados à Internet, muitos deles equipados com sensores de última geração provendo dados em tempo real, capazes de subsidiar um sistema de vigilância mundial. De acordo com Van Audenhove et al. [2014], "53% da população mundial vive hoje em cidades. A previsão é que em 2050 tenhamos 67% da população vivendo em cidades. Hoje, 64% de todos os deslocamentos se dão em ambientes urbanos, e espera-se que o total de quilômetros viajados pela população dentro de ambientes urbanos triplique até 2050". Assim, novas soluções são fundamentais para que a sociedade consiga lidar com essa

impressionante demanda por mobilidade. Em fato, a mobilidade urbana é um problema multifacetado que exige a adoção de diversas medidas sincronizadas, incluindo, também, um melhor uso da infraestrutura viária atualmente disponível, o que pode ser obtido pela integração das chamadas Tecnologias de Informação e Comunicação no desenvolvimento de Sistemas Inteligentes de Transportes (SIT).

Nesse sentido, desenvolver a habilidade de gerenciar redes veiculares é um passo fundamental para que se consiga ter essas redes implantadas em larga escala subsidiando a operação de SIT. Um dos desafios relaciona-se à alta mobilidade dos veículos, que impõe um novo padrão de uso da rede. Veículos não demandam cobertura contínua. Ao invés disso, espera-se que a comunicação se dê por sua travessia em ilhas de cobertura estrategicamente posicionadas ao longo da malha viária. Através da disponibilização de uma infraestrutura de comunicação (aqui chamada de unidades de comunicação, do inglês *roadside units* ou RSUs), pode-se criar uma rede veicular que permita a coleta e a disseminação de dados de mobilidade.

Este trabalho apresenta uma solução para a alocação de unidades de comunicação em redes veiculares para a distribuição de *streaming*, onde a regularidade de contatos entre veículos e a infraestrutura é fundamental. De forma complementar, tais aplicações também demandam um controle assertivo sobre o intervalo entre conexões, de forma que os veículos sempre mantenham um *buffer* de dados suficiente para que a mídia seja reproduzida sem interrupção até o próximo contato com a infraestrutura (onde novos dados serão recebidos). Apresenta-se e discute-se a estratégia de deposição denominada de *Sigma-N*, que utiliza o NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm*) [Deb et al., 2002] para realizar a deposição de unidades de comunicação ao longo de uma malha viária de topologia complexa, criando ilhas de coberturas para veículos.

Uma dada deposição $\Sigma_N(\tau, \rho, v_d, v_c)$ garante que ρ por cento dos veículos passam por ilhas de cobertura (zonas com RSUs) em intervalos de tempo não-maiores que τ segundos, e que estes veículos mantêm seu *buffer* com dados disponíveis, tendo como restrição a *velocidade de download* de dados das unidades de comunicação (v_d), bem como a *velocidade de consumo* de dados dentro do veículo (v_c). As aproximações das fronteiras de Pareto obtidas por *Sigma-N* são analisadas em termos de investimento necessário para a montagem da infraestrutura. Comparam-se tais resultados às soluções obtidas pela já estabilizada estratégia *Sigma- ϕ* [Pereira et al., 2017] que considera, em sua alocação, pontos na malha com maior tempo de permanência de veículos e realiza otimizações locais em suas soluções de forma a refiná-las.

Os resultados demonstram que *Sigma-N* é capaz de obter a mesma cobertura que *Sigma- ϕ* reduzindo o número de unidades de comunicação utilizadas. De modo semelhante, *Sigma-N* é capaz de cobrir até 21% a mais de veículos, para a mesma quantidade de unidades de comunicação utilizadas por *Sigma- ϕ* .

Este trabalho encontra-se organizado da seguinte forma: A seção 2 apresenta os trabalhos relacionados. A seção 3 formula o problema de *Deposição Sigma*. A seção 4 aborda a *Deposição Sigma* sob o ponto de vista de otimização multiobjetivo. A seção 5 apresenta a estratégia *Sigma-N*. A seção 6 revisa a estratégia *Sigma- ϕ* utilizada como *baseline*. A seção 7 discute os resultados obtidos. Por fim, a seção 8 conclui o artigo.

2. Trabalhos Relacionados

As redes veiculares infraestruturadas têm sido amplamente estudadas na literatura. Silva et al. [2017b] apresentam um *survey* considerando arquiteturas, estratégias de comunicação e implantação de infraestrutura para redes veiculares. A deposição de infraestrutura é abordada em diversos trabalhos. Estudos analíticos concentram-se, tipicamente, na definição de limites teóricos máximos para a transmissão de dados, seja em termos da quantidade de dados disseminados, ou da latência. Como exemplo, Zheng et al. [2010] apresentam a avaliação de uma estratégia de implantação de infraestrutura através do conceito de oportunidade de contato. Já Lee and Kim [2010] propõem uma heurística para a implantação de infraestrutura que busca ampliar a conectividade dos veículos e reduzir o intervalo sem conexões. Por sua vez, Nekoui et al. [2008] propõem a implantação de infraestrutura com base na definição de capacidade de transporte.

A probabilidade de contato também é considerada. Zheng et al. [2010] apresentam a avaliação da estratégia de implantação considerando a oportunidade de contato. A métrica mensura a fração da distância (ou tempo) que o veículo está em contato com a infraestrutura, enquanto que Lee and Kim [2010] propõem uma heurística gulosa para alocar a infraestrutura com o objetivo de melhorar a conectividade entre veículos, ao mesmo tempo em que reduzem suas desconexões, e cada interseção é considerada como uma potencial posição para uma unidade de comunicação.

Xie et al. [2013] abordam o problema de alocação de unidades de comunicação assumindo conhecimento prévio da trajetória de cada veículo. Baseando-se em dados históricos, os autores propõem um modelo probabilístico para inferir as localizações das unidades de comunicação. Já, Chi et al. [2013] consideram uma estratégia que distribui as unidades de comunicação tão equilibradamente quanto possível. No entanto, os autores comparam seus resultados com uma estratégia de alocação aleatória que incorre em um desempenho muito baixo. De forma complementar, Liu et al. [2013] propõem uma estratégia de alocação de unidades de comunicação para a transferência de arquivos em redes veiculares modelando o encontro entre veículos e unidades de comunicação como uma cadeia da Markov homogênea de tempo contínuo.

Em termos de estratégias geométricas, Cheng et al. [2013] propõem uma heurística para solucionar o problema da máxima cobertura, enquanto que Patil and Gokhale [2013] empregam diagramas de Voronoi. Já em termos de modelos de otimização, Aslam et al. [2012] usam Programação Inteira Binária para o problema de alocação de infraestrutura eliminando vias de pouco tráfego. Em termos de heurísticas, Trullols et al. [2010] e Cataldi and Harri [2011] propõem a modelagem de alocação de unidades de comunicação como um problema de máxima cobertura, assumindo-se a premissa de conhecimento prévio das trajetórias dos veículos. Esses estudos são evoluídos para remover a restrição de prévio conhecimento de trajetórias dos veículos no trabalho Silva et al. [2016b], que se baseia na predição Markoviana do fluxo.

Alguns estudos abordam o problema de distribuição de conteúdo no contexto de redes veiculares. Gossa et al. [2008] propõem uma solução de replicação de dados proativa para selecionar veículos como réplicas. Por outro lado, a solução de Li et al. [2015] replica o conteúdo em unidades de comunicação com base na análise do rastro (*trace*) de mobilidade real. De forma semelhante, Bruno et al. [2015] investigam um modelo de otimização para replicar os conteúdos nas unidades de comunicação considerando sua po-

pularidade, enquanto que Silva et al. [2017a] discutem uma rede veicular de distribuição de conteúdos, a chamada *Vehicular Content Delivery Network*. Já o gerenciamento da rede veicular e definição de métricas de desempenho são discutidos pelo nosso grupo de pesquisa nos trabalhos [Silva and Meira Jr, 2015; Silva et al., 2016a]. Em termos gerais, caminhamos no sentido de definir um conjunto de métricas capaz de permitir o planejamento e gerenciamento de redes veiculares de forma que provedores do serviço tornem-se capazes de operacionalizar essas redes.

Diferentemente dessas abordagens, a estratégia aqui proposta considera o tempo entre contatos e o controle da carga de dados do veículos (dados em *buffer*) para identificar os melhores locais para a implantação das unidades de comunicação, permitindo a elaboração de estratégias sofisticadas para a entrega de conteúdos em redes veiculares.

3. Formulação do Problema: A *Deposição Sigma*

O planejamento de redes veiculares infraestruturadas requer a definição da localização física de cada unidade de comunicação, criando-se ilhas de cobertura estrategicamente posicionadas para alimentar os veículos com dados. Esse trabalho volta sua atenção para o planejamento dessa infraestrutura no contexto de disseminação de *streaming*. O objetivo é que veículos experimentem contatos regulares com a infraestrutura, de forma a permitir que mídia seja continuamente enviada aos veículos. De forma similar, também pretende-se controlar o intervalo entre contatos, garantindo que veículos não fiquem muito tempo sem receber conteúdo, permitindo que os ocupantes do veículo sempre tenham dados de *streaming* disponíveis. Nesse sentido, a *Deposição Sigma* $\Sigma_N(\tau)_{\rho}^{(v_d)}$ é proposta como uma métrica de qualidade de rede baseada em quatro parâmetros: τ, ρ, v_c, v_d .

O parâmetro τ especifica o tempo máximo entre dois contatos consecutivos entre um veículo e a infraestrutura. O parâmetro v_c indica a taxa de consumo da mídia dentro dos veículos. O parâmetro v_d indica a taxa com que dados são baixados das unidades de comunicação para os veículos. Já o parâmetro ρ indica a quantidade de veículos que devem ser capazes de reproduzir a mídia sem interrupções durante toda a sua viagem. Formalmente:

Definição 1 (*Deposição Sigma*: $\Sigma_N(\tau)_{\rho}^{(v_d)}$). *Seja R o conjunto das vias de uma malha viária. Seja V o conjunto de veículos que viaja em R . Cada veículo $v_i \in V$ recebe dados das unidades de comunicação à taxa de v_d bits por segundo que são armazenados dentro de um buffer interno ao veículo. De forma similar, cada veículo v_i consome dados de seu buffer interno à taxa de v_c bits por segundo. Uma dada distribuição de unidades de comunicação sobre R é considerada uma *Deposição Sigma* $\Sigma_N(\tau)_{\rho}^{(v_d)}$ quando um subconjunto de veículos $V' \subseteq V$ consegue realizar seu trajeto sempre mantendo seu buffer interno com tamanho > 0 (ou seja, a quantidade de dados recebidos foi maior que a quantidade de dados consumidos). Além disso, esses veículos devem encontrar a infraestrutura em intervalos nunca maiores do que τ segundos, sendo que $\frac{|V'|}{|V|} = \rho$.*

Para resolver a *Deposição Sigma*, assume-se o particionamento da área urbana em um conjunto de $\psi \times \psi$ células urbanas de mesmo tamanho. As células urbanas podem ter tamanhos arbitrários, a fim de atender às necessidades de projeto da rede. Quando se exige maior/menor precisão, simplesmente aumenta-se/diminui-se o número de células urbanas que cobrem a malha rodoviária. Particionando-se a malha rodoviária, diminui-se

o número de locais a serem avaliados para receberem unidades de comunicação. Tal particionamento acarreta, portanto, uma redução do esforço computacional para a obtenção das melhores localidades. As figuras 3(c)-1(d) exemplificam esse processo.

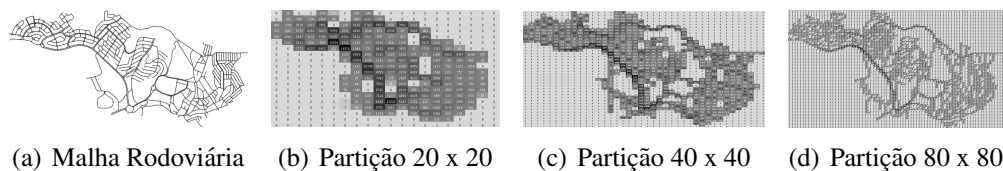


Figura 1. Particionamentos da Malha Viária em Grids de Diferentes Resoluções.

O tempo entre contatos τ regula a velocidade com que os dados são disseminados. Uma redução no valor de τ acarreta redução na quantidade de unidades de comunicação utilizadas, porém diminui a precisão de controle da rede, visto que as informações irão levar mais tempo para atingir os usuários. A taxa de download v_d (velocidade cujos dados são baixados) e a taxa de consumo v_c (velocidade na qual dados são consumidos) controlam a carga disponível no *buffer* interno do veículo. Se um veículo possui carga positiva, significa que ele possui mídia disponível para ser consumida.

A diferença entre a *velocidade de download* e a *velocidade de consumo* é chamada de *velocidade de recarga*. Para que se tenha uma configuração válida, é necessário que a *velocidade de download* seja sempre maior que a *velocidade de consumo*, caso contrário a *velocidade de recarga* será negativa. Desse modo, quando um veículo está dentro da área de cobertura de uma RSU, ele está ganhando mais carga do que consome, pois $v_d > v_c$, ou seja, está recarregando. Quando está fora da área de cobertura, ele está perdendo carga.

Em alguns casos utiliza-se o termo *Cobertura Sigma* para se referir a cobertura de veículos provocada pela alocação de unidades de comunicação que satisfaz os parâmetros apresentados na Definição 1. Tal conceito se define como segue.

Definição 2 (Cobertura Sigma). *A Cobertura Sigma refere-se a depositar unidades de comunicação ao longo da malha viária de forma que ρ por cento dos veículos atravessarem ilhas de cobertura em intervalos não-maiores que τ segundos, recebendo conteúdo das unidades de comunicação à taxa de v_d bits por segundo e consumindo esses dados, continuamente, à taxa de v_c bits por segundo, sem nunca zerar sua carga (buffer de armazenamento interno).*

4. A *Deposição Sigma* como Problema de Otimização Multiobjetivo

Otimização é o processo de identificação da melhor solução entre um conjunto de alternativas [Miettinen, 1999]. De forma geral, a otimização de um único objetivo emprega um único critério (objetivo) para identificar a melhor solução entre um conjunto de soluções. Por sua vez, a otimização multiobjetivo emprega dois ou mais critérios (objetivos) com esta finalidade. Uma vez que múltiplos objetivos podem ser conflitantes, i.e, a melhora de um pode levar a deterioração de outro(s), geralmente não existe solução ótima única para problemas de otimização multiobjetivo. Um problema de otimização composto por k objetivos pode ser formalizado como segue.

Definição 3 (Problema de Otimização Multiobjetivo). *Dado um vetor de variáveis de decisão com dimensão n , $x = \{x_1, \dots, x_n\}$ no espaço de busca X , objetiva-se encontrar $x^* \in X$ que minimiza, simultaneamente, as k funções objetivo $f(x^*) = \{f_1(x^*), \dots, f_k(x^*)\}$. Assim, o modelo geral de um problema de otimização multiobjetivo para o caso de minimização é dado por:*

$$\text{Min } f(x^*) = \{f_1(x^*), \dots, f_k(x^*)\} \text{ s.a } x \in X, \text{ onde: } f_i : R^n \rightarrow R, \text{ e } i \geq 2.$$

O conjunto das soluções não-dominadas em X é chamado de conjunto Pareto-ótimo, e a imagem de um determinado conjunto Pareto-ótimo, no espaço dos valores dos objetivos, é chamada de fronteira de Pareto [Konak et al., 2006]. O conceito de dominância é apresentado na definição 4, enquanto que a solução Pareto-ótima é apresentada na definição 5.

Definição 4 (Dominância). *Uma solução x domina a solução y , se e somente se $f_i(x) \leq f_i(y)$ para $i = 1, \dots, k$ e $f_i(x) < f_i(y)$ para, ao menos, uma função objetivo j .*

Definição 5 (Solução Pareto-ótima ou não-dominada). *Uma solução é dita Pareto-ótima, ou não-dominada, se não for dominada por nenhuma outra solução no espaço de busca. Uma solução Pareto-ótima não pode ser melhorada com relação a qualquer objetivo sem que exista piora para pelo menos algum outro objetivo.*

Considerando o problema de *Deposição Sigma*, percebem-se dois objetivos conflitantes, uma vez que almeja-se a redução do número de unidades de comunicação alocadas, como forma de reduzir o custo da rede veicular, ao mesmo tempo em que deseja-se aumentar o número de veículos tendo oportunidades de contato com a infraestrutura de comunicação. Tal problema pode, portanto, ser solucionado buscando-se minimizar o número de unidades de comunicação utilizadas, ao mesmo tempo em que busca-se maximizar o número de veículos que experimentam *Cobertura Sigma*.

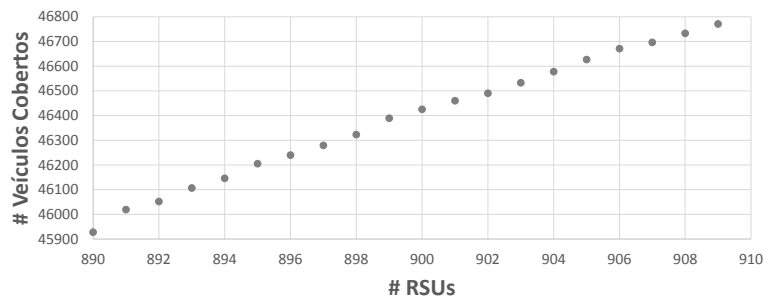


Figura 2. Exemplo de um Gráfico de Fronteira de Pareto: Número de Veículos Cobertos versus Número de Unidades de Comunicação Depositadas.

Neste sentido, a otimização multiobjetivo busca um compromisso entre os vários objetivos expresso pela fronteira de Pareto. Caso seja possível otimizar todos os objetivos, a fronteira de Pareto será constituída por apenas um ponto, ou seja, pela solução ótima. Caso contrário, a fronteira de Pareto será constituída por diversas soluções. Considerando como objetivos a minimização do número de unidades de comunicação, e a

maximização da quantidade de veículos experimentando *Cobertura Sigma*, para uma determinada instância do problema de *Deposição Sigma*, a figura 2 representa uma possível fronteira de Pareto. Note que não é possível melhorar um dos objetivos sem que se piore o outro.

5. Estratégia de Deposição *Sigma-N*

Com base nos conceitos já apresentados, pode-se formalizar a estratégia de deposição *Sigma-N*. Essa estratégia utiliza o NSGA-II [Deb et al., 2002] para realizar a deposição de unidades de comunicação. De forma geral, o NSGA-II é uma extensão do Algoritmo Genético (GA) [Goldberg, 1989] utilizado na solução de problemas de otimização multiobjetivo. Tal como o GA, o NSGA-II simula o processo evolutivo de indivíduos (soluções) pela utilização de operadores de busca que incluem a seleção dos indivíduos mais adaptados, a recombinação (*crossover*) entre indivíduos, e mutação.

A escolha do NSGA-II se justifica uma vez que ele é um dos algoritmos evolucionários mais utilizados em otimizações multiobjetivo, sendo bastante eficiente na obtenção de bons resultados em vários tipos de problemas, ao mesmo tempo em que influencia a criação/modificação de vários outros métodos de otimização multiobjetivo [Ye et al., 2015]. A implementação do algoritmo NSGA-II utilizado nesse trabalho faz parte do MOEA Framework¹, uma biblioteca Java gratuita e de código aberto voltada para aplicações de otimização multiobjetivo.

O algoritmo 1 apresenta em detalhes a *Deposição Sigma-N*. Os parâmetros de entrada são apresentados na tabela 1 (veja também a seção 6). Repare que a terceira coluna desta tabela indica a natureza do parâmetro, i.e., se o mesmo advém do problema em si, ou se é necessário para aplicação das técnicas de busca utilizadas.

Tabela 1. Parâmetros de Entrada de *Sigma-N*

Parâmetro	Descrição	Natureza
M	matriz bidimensional representando a malha viária particionada	Problema
ρ	fração de veículos que deve receber <i>Cobertura Sigma</i>	Problema
τ	tempo máximo entre contatos de veículos com a infraestrutura	Problema
v_c	velocidade de consumo de dados	Problema
v_d	velocidade de <i>download</i> de dados	Problema
V	conjunto de veículos e suas trajetórias	Problema
r_{\max}	número máximo de RSUs que podem ser depositadas durante a Busca Local de <i>Sigma-ϕ</i>	<i>Sigma-ϕ</i>
r_{\min}	número mínimo de RSUs que <i>Sigma-ϕ</i> pode usar durante a sua Busca Local	<i>Sigma-ϕ</i>
v_{\max}	número máximo de veículos que se deseja cobrir	<i>Sigma-ϕ</i>
t	número de soluções que <i>Sigma-N</i> trabalhará durante o processo de busca	<i>Sigma-N</i>
$\rho_{\text{recombinação}}$	taxa de recombinação (<i>crossover</i>) de <i>Sigma-N</i>	<i>Sigma-N</i>
$\rho_{\text{mutação}}$	taxa de mutação de <i>Sigma-N</i>	<i>Sigma-N</i>
$n_{\text{iterações}}$	número de iterações de <i>Sigma-N</i>	<i>Sigma-N</i>

O passo 1 do algoritmo configura os parâmetros de deposição que serão utilizados para realizar a deposição inicial. Obter boas soluções iniciais é importante para reduzir o tempo de convergência do algoritmo. Neste sentido, o passo 2 cria a população inicial P composta por t indivíduos (soluções). As soluções em P são geradas alocando-se as unidades de comunicação de acordo com a estratégia *Sigma- ϕ* [Pereira et al., 2017] (revisada na próxima seção). Todas as soluções de P , inicialmente, são idênticas.

¹<http://moeaframework.org/>

Algoritmo 1 Estr t gia *Sigma-N*

Entrada: $M, \rho, \tau, v_c, v_d, V, r_{\max}, r_{\min}, v_{\max}, t, \rho_{\text{recombina}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}, \rho_{\text{muta}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}, n_{\text{itera}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}\tilde{e}s$;
Saıda: aproxima o P' da fronteira de Pareto; ▷ Aproxima o da Fronteira de Pareto.

- 1: Defini oDeposi o($r_{\max}, r_{\min}, v_{\max}, \tau, \rho, v_c, v_d$); ▷ Define os par metros de deposi o e os limites.
- 2: $P \leftarrow$ GeraPopula oInicial($M, V, r_{\max}, r_{\min}, v_{\max}, \tau, \rho, v_c, v_d, t$); ▷ Crie t solu es iniciais.
- 3: Avalia oFun esObjetivos(P); ▷ Avalia as solu es de P quanto ao n mero de RSUs e ve culos sob *Cobertura Sigma*.
- 4: Ordena oR pidaN oDominada(P); ▷ Ordena as solu es de P em fronteiras n o-dominadas.
- 5: $S \leftarrow$ Sele oPaisRanqueamento(P, t); ▷ Selecciona indiv duos de P para recombina o e muta o.
- 6: $P' \leftarrow$ Recombina oMuta o($S, \rho_{\text{recombina}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}, \rho_{\text{muta}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}$); ▷ Realiza recombina o e muta o nos indiv duos em S .
- 7: **Para** $i = 1$ at  $n_{\text{itera}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}\tilde{e}s}$ **Fa a**
- 8: Avalia oFun esObjetivos(P');
- 9: $M \leftarrow$ Mescla(P, P'); ▷ Mistura todas as solu es de P e P' , e as atribui   M .
- 10: $Fronteiras \leftarrow$ Ordena oR pidaN oDominada(M);
- 11: $Pais \leftarrow \emptyset$;
- 12: $Fronteira_L \leftarrow \emptyset$;
- 13: **Para** $Fronteira_i \in Fronteiras}$ **Fa a** ▷ Percorre, possivelmente, todas as fronteiras em $Fronteiras$.
- 14: Atribui oDist nciaNicho($Fronteira_i$); ▷ Atribui valor de dist ncia a todas as solu es em $Fronteira_i$.
- 15: **Se** ($\text{Tamanho}(Pais) + \text{Tamanho}(Fronteira_i) > t$) **Ent o**
- 16: $Fronteira_L \leftarrow i$;
- 17: $Break()$;
- 18: **Sen o**
- 19: $Pais \leftarrow$ Mescla($Pais, Fronteira_i$); ▷ Mistura indiv duos de P e P' .
- 20: **Fim Se**
- 21: **Fim Para**
- 22: **Se** $\text{Tamanho}(Pais) < t$ **Ent o**
- 23: $Fronteira_L \leftarrow$ Ordena oPorRanqueDist ncia($Fronteira_L$); ▷ Ordena as solu es de segundo a dist ncia.
- 24: **Para** $P_i, i \in \{1, \dots, (t - \text{Tamanho}(Fronteira_L))\}$ **Fa a**
- 25: $Pais \leftarrow P_i$;
- 26: **Fim Para**
- 27: **Fim Se**
- 28: $S \leftarrow$ Sele oPaisRanqueamentoDist ncia($Pais, t$);
- 29: $P \leftarrow P'$;
- 30: $P' \leftarrow$ Recombina oMuta o($S, \rho_{\text{recombina}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}, \rho_{\text{muta}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}$);
- 31: **Fim Para**
- 32: **Retorne** P' ;

O passo 3 avalia as t solu es geradas de acordo com o n mero de unidades de comunica o usados e o n mero de Ve culos que experimentam a *Cobertura Sigma*. Assim, cada solu o   avaliada segundo este dois objetivos conflitantes. O passo 4 ordena as solu es de P em fronteiras n o-dominadas (conjuntos de solu es n o-dominadas). No caso mais extremo, ter-se- o t conjuntos ou fronteiras n o-dominadas, sendo que cada conjunto possuir  exatamente uma solu o de P . O passo 5 seleciona probabilisticamente (por torneio [Goldberg, 1989]), as melhores solu es de P para a cria o da popula o S . Note que S possuir  t solu es, portanto, algumas solu es de P figurar o em S mais de uma vez. O passo 6 gera uma nova popula o P' pela aplica o dos operadores de recombina o e muta o nas solu es de S . Este passo   o respons vel pela modifica o das solu es em S e, conseq entemente, pela gera o de novas solu es que ser o armazenadas em P' . O passo 7 repete o la o principal do algoritmo (passos 8 a 30) por $n_{\text{itera}\tilde{c}\tilde{a}\tilde{o}}\tilde{e}s$ vezes.

O passo 8, tal como o passo 3, avalia as t solu es de P' segundo os objetivos do problema. O passo 9 mescla todas as solu es de P e de P' em uma  nica popula o denominada M . Este passo tem por objetivo manter a diversidade das solu es durante a busca, uma vez que as solu es em P e P' podem ser bastante diferentes e mesmo assim serem bem interessantes sob o ponto de vista dos os objetivos do problema a ser solucionado. Neste passo, solu es iguais s o removidas, assim, M possui no m ximo $2 * t$ solu es. O passo 10, tal como o passo 4, gera fronteiras n o-dominadas a partir de M e as atribui   vari vel $Fronteiras$. O passo 11 inicializa a vari vel $Pais$ com \emptyset e o passo

12 faz o mesmo com a variável $Fronteira_L$. Enquanto a variável Pai armazenará um conjunto de soluções para posterior aplicação dos operadores de mutação e recombinação, a variável $Fronteira_L$ armazenará conjuntos de fronteiras não-dominadas.

O passo 13 percorrerá, possivelmente, todas as fronteiras não-dominadas armazenadas em $Fronteiras$. O passo 14 calcula a distância de cada solução na $Fronteira_i$ em relação as todas as soluções nesta fronteira. Assim, cada solução em $Fronteira_i$ possui uma medida de quão distante (diferente) ela está em relação as demais soluções ocupantes desta fronteira. Esta distância é importante, pois soluções mais distantes (diferentes) em uma mesma fronteira são consideradas melhores, devido a suas maiores diversidades. Aqui, é importante notar que $Pais$ deverá possuir exatamente t soluções e que estas soluções serão selecionadas de $Fronteira_i$. Portanto, o passo 15, em conjunto com o passo 17, certificam-se de manter este controle, finalizando o laço de repetição definido no passo 13 caso esta condição seja violada. Antes de finalizar o laço, entretanto, o passo 16 certifica-se de armazenar o número da fronteira cujo o número de soluções quando adicionado ao número de soluções já presentes em $Pais$, violam a condição explicada.

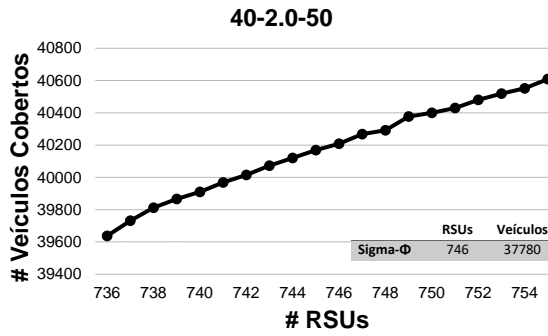
Armazenar o número desta fronteira é importante, pois, posteriormente (passo 24), poder-se-á adicionar uma a uma as soluções desta fronteira à $Pais$, sem que a condição estabelecida seja violada. O passo 19 mescla todas as soluções em $Pais$ e $Fronteira_i$, em $Pais$. O passo 22 verifica se $Pais$ possui uma quantidade de soluções inferior a t . Caso afirmativo, o passo 23 calcula a distância de cada solução na $Fronteira_L$ em relação as todas as soluções nesta fronteira. As soluções em $Fronteira_L$ serão ordenadas da maior para a menor distância, e elas serão selecionadas para comporem $Pais$ (passo 24) de acordo com esta ordenação. Como afirmado, soluções com maiores distâncias dentro de uma mesma fronteira são consideradas melhores, devido a suas maiores diversidades).

É importante notar que $Fronteira_L$ armazena a fronteira cujo o número de soluções somado ao número de soluções em $Pais$ no passo 15 ultrapassaram o limite t de soluções que Pai deve possuir. Por conseguinte, as soluções desta fronteira serão adicionadas uma a uma à $Pais$ até que o tamanho de $Pais$ seja exatamente igual a t . Tal processo é realizado pelo laço do passo 24 em conjunto com o passo 25. O passo 28 seleciona probabilisticamente (por torneio), as melhores e mais diversas (utilizando a distância entre soluções) soluções de $Pais$ para a criação de uma da população S . O passo 29 sobrescreve a população P por P' . Finalmente, o passo 29, tal como o passo 6, gera uma nova população P' pela aplicação dos operadores de recombinação e mutação nas soluções de S . Ao fim do ciclo controlado pelo passo 7, o passo 32 retorna P' , uma aproximação da fronteira de Pareto para os objetivos definidos.

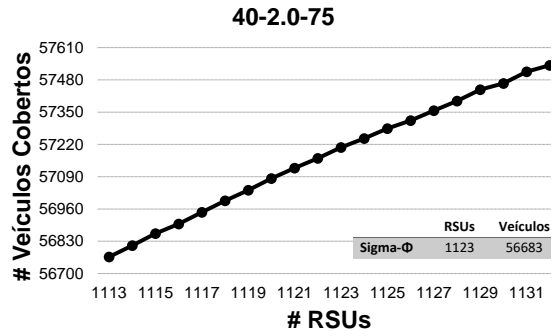
6. *Sigma- ϕ*

A heurística *Sigma- ϕ* [Pereira et al., 2017] possui como parâmetros de entrada: a malha rodoviária (M); A porcentagem de veículos à ser coberta (ρ); O tempo limite entre contatos (τ); A velocidade de consumo de dados (v_c); A velocidade de download de dados (v_d); O fluxo de veículos (V). De forma geral, ela é composta por três etapas, a saber:

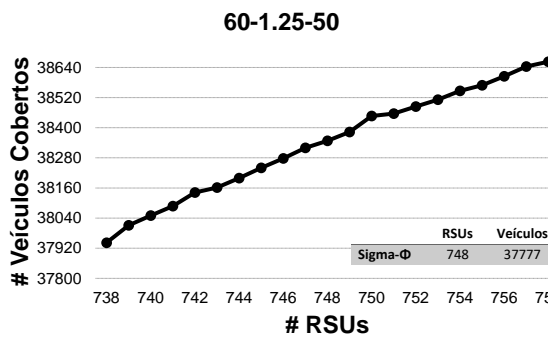
1. Deposição inicial: etapa responsável por alocar um conjunto inicial de unidades de comunicações, denominado Υ . Para esta deposição inicial, consideram-se os pontos na malha com maior tempo de permanência de veículos. Assim, Υ é obtido utilizando-se uma heurística gulosa que aloca as unidades de comunicação nos pontos da malha viária



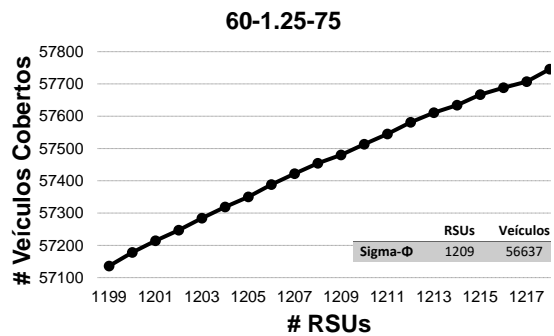
(a) $\tau=40s$, $v_d = 2$ e $\rho = 0.5$



(b) $\tau=40s$, $v_d = 2$ e $\rho = 0.75$



(c) $\tau=60s$, $v_d = 1.25$ e $\rho = 0.5$



(d) $\tau=60s$, $v_d = 1.25$ e $\rho = 0.75$

Figura 3. As figuras (a) e (b) apresentam a aproximação da Fronteira de Pareto para a deposição $\tau=40s$, $v_d=2$ e $\rho=0.5$ (a) e $\rho=0.75$ (b). As figuras (c) e (d) indicam a aproximação da Fronteira para $\tau=60s$, $v_d=1.25$ e $\rho=0.5$ (a) e $\rho=0.75$ (b).

que possuem as maiores demandas de dados. A deposição inicial é realizada até que os parâmetros que definem o problema sejam satisfeitos;

2. Busca local: Sigma- ϕ utiliza a estratégia conhecida como subida de encosta (*Hill Climbing*) [Russell and Norvig, 2010], para otimizar Υ , através da exploração de soluções vizinhas. Dessa forma, as unidades de comunicação alocadas em 1 são movidas em sua vizinhança buscando-se maximizar o total de veículos cobertos. Ao final desta etapa, o número de unidades de comunicação não é alterado, no entanto, a quantidade de veículos cobertos pode ser maior que o valor inicial de ρ estabelecido;

3. Remoção de unidades extras: assumindo-se que o passo 2 obteve sucesso em aumentar a quantidade de veículos cobertos, o presente passo retira as unidades de comunicação em excesso, removendo prioritariamente as que geram menor impacto no total de veículos cobertos. A remoção de unidades de comunicação ocorre até que se atinja o objetivo de se cobrir ρ por cento dos veículos.

A explicação detalhada do funcionamento de Sigma- ϕ , bem como seu algoritmo, podem ser encontrados em Pereira et al. [2017].

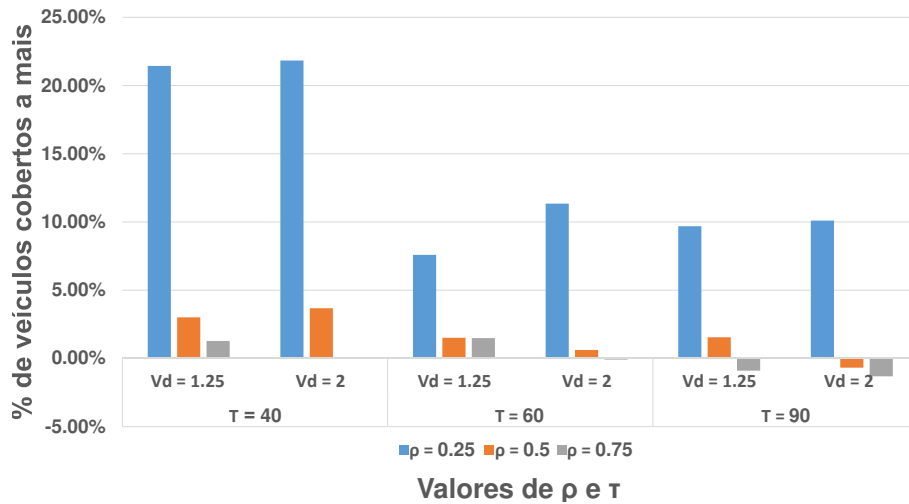


Figura 4. Percentual de aumento na cobertura de veículos (eixo y) para Sigma-N em relação a $\text{Sigma-}\phi$ para as configurações indicadas no eixo x , e mesmo número de RSUs utilizado por ambas as técnicas.

7. Resultados Experimentais

Esta seção apresenta os resultados experimentais obtidos. Utiliza-se o *trace* realístico de mobilidade da cidade de Colônia (Alemanha). O fluxo conta com 7.200 segundos de tráfego e 75.515 veículos. Para obter o conhecimento inicial da malha viária podem ser utilizadas antenas móveis (drones, antenas em ônibus coletivos) ou dados obtidos por unidades de comunicação já existentes. Particiona-se a cidade de Colônia em uma grade de 100×100 células urbanas gerando células com dimensão de $270\text{m} \times 260\text{m}$, uma área com potencial de ser coberta por apenas uma unidade de comunicação (RSU), conforme aponta os resultados reportados em [Teixeira et al., 2014].

A comparação do desempenho entre as estratégias da-se pela análise da aproximação da Fronteira de Pareto obtida pela estratégia Sigma-N em relação às soluções específicas obtidas pela estratégia $\text{Sigma-}\phi$. A análise da-se em termos de investimentos e abrangência de cobertura. Aqui, busca-se estimar o custo de montagem das redes $\text{Sigma-}\phi$ e Sigma-N , tendo como base a quantidade de unidades de comunicação que precisam ser implantadas para se atingir uma dada meta de *Cobertura Sigma*. A utilização de uma Fronteira de Pareto permite ao administrador da rede confrontar custo de implementação e abrangência da rede, e escolher o ponto que seja mais adequado para um problema específico. De forma geral, os resultados demonstram que, para configurações de alta taxas de atualização de dados (baixo τ e baixa v_d), Sigma-N é eficaz ao cobrir mais veículos utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação que $\text{Sigma-}\phi$ (Figura 3).

O primeiro estudo apresenta a situação em que $\tau = 40\text{s}$, $v_d = 2$, e ρ assume 0.5 e 0.75, figuras 3(a), e 3(b), respectivamente. Nota-se, claramente, a eficácia do método proposto para situações de alta demanda.

Para o caso em que $\rho = 0.5$, Sigma-N é capaz de fornecer maior cobertura (40208 veículos) utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação (746) que $\text{Sigma-}\phi$, uma melhoria de 6,4%. Nota-se, adicionalmente, que Sigma-N é capaz de utilizar 8 unidades de comunicação a menos que $\text{Sigma-}\phi$ e prover cobertura igual, ou melhor,

que este último método. Para o caso em que $\rho = 0.75$, *Sigma-N* fornece maior cobertura (57208 veículos) utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação que *Sigma- ϕ* (1123), uma melhoria de 0,93%. Nota-se, para este caso, que *Sigma-N* é capaz de utilizar 10 unidades de comunicação a menos que *Sigma- ϕ* e prover cobertura igual, ou melhor, que este último método.

O segundo estudo apresenta a situação em que $\tau = 60s$, $v_d = 1,25$, e ρ assume 0.5 e 0.75, figuras 3(c), e 3(d), respectivamente. Assim como no caso analisado anteriormente, é possível notar a eficiência de *Sigma-N*.

Para o caso em que $\rho = 0.5$, *Sigma-N* é capaz de fornecer maior cobertura (38348 veículos) utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação (748) que *Sigma- ϕ* , uma melhoria de 1,5%. Nota-se, adicionalmente, que *Sigma-N* é capaz de utilizar 10 unidades de comunicação a menos que *Sigma- ϕ* e prover cobertura igual, ou melhor, que este último método. Para o caso em que $\rho = 0.75$, *Sigma-N* fornece maior cobertura (57480 veículos) utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação que *Sigma- ϕ* (1209), uma melhoria de 1,5%. Nota-se, para este caso, que *Sigma-N* é capaz de utilizar 12 unidades de comunicação a menos que *Sigma- ϕ* e prover cobertura igual, ou melhor, que este último método.

Por fim, a figura 4 apresenta a comparação em termos de números de veículos cobertos para diversas configurações do problema de *Deposição Sigma*. Tal como anteriormente, seleciona-se o ponto de mesma quantidade de unidades de comunicação de *Sigma- ϕ* na aproximação da Fronteira de Pareto encontrada por *Sigma-N*. Verifica-se que, para a grande maioria dos casos, *Sigma-N* é eficaz em aumentar o número de veículos cobertos, utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação que *Sigma- ϕ* . Em alguns casos, esta melhoria ultrapassa a marca de 20%. No entanto, para alguns casos em que $\tau = 90$, *Sigma-N* apresentou uma pequena diminuição no número de veículos cobertos em comparação a *Sigma- ϕ* (estes casos encontram-se sob investigação do grupo).

8. Conclusão

O presente trabalho apresenta *Sigma-N*, uma estratégia para a solução do problema de *Deposição Sigma* que o trata sob o ponto de vista multiobjetivo. O objetivo central é planejar a infraestrutura de comunicação de forma a realizar a disseminação de *streaming* da infraestrutura para veículos. Consideram-se a velocidade de *download* de dados da infraestrutura para veículos, bem como a velocidade de consumo de dados dentro dos veículos, de forma a se realizar uma distribuição que garanta que uma fatia ρ de veículos mantenha sempre mídia disponível em seu *buffer* de armazenamento.

Sigma-N é comparada à *Sigma- ϕ* , que utiliza busca local para melhoria de sua solução (deposição) inicial. Resultados experimentais demonstram que a utilização de *Sigma-N* aumenta, em alguns casos, até 21% o número de veículos cobertos utilizando a mesma quantidade de unidades de comunicação que *Sigma- ϕ* . Ademais, a técnica proposta é capaz de gerar aproximações da Fronteira de Pareto, o que permite ao projetista da rede balancear o custo de sua implantação e a cobertura almejada.

Como trabalhos futuros, o grupo pretende avaliar, também, a incorporação de comunicação veículo-a-veículo para ajudar na disseminação das mídias. Outra pesquisa já em andamento consiste em utilizar outros métodos de geração da população inicial de *Sigma-N* de forma que a busca parta de espaços de busca promissores em bem diversos.

Agradecimentos

Este trabalho foi parcialmente financiado por recursos do CNPq, CAPES e FAPEMIG.

Referências

- Aslam, B., Amjad, F., and Zou, C. (2012). Optimal roadside units placement in urban areas for vehicular networks. In *Computers and Communications (ISCC), 2012 IEEE Symposium on*, pages 000423–000429. IEEE.
- Bruno, F., Cesana, M., Gerla, M., Mauri, G., and Verticale, G. (2015). Optimal content placement in icn vehicular networks. In *5th IEEE International Conference on Network of the Future*.
- Cataldi, P. and Harri, J. (2011). User/operator utility-based infrastructure deployment strategies for vehicular networks. In *Vehicular Technology Conference (VTC Fall), 2011 IEEE*, pages 1–5.
- Cheng, H., Fei, X., Boukerche, A., Mammeri, A., and Almulla, M. (2013). A geometry-based coverage strategy over urban vanets. In *Proceedings of the 10th ACM Symposium on Performance Evaluation of Wireless Ad Hoc, Sensor, & Ubiquitous Networks, PE-WASUN '13*, pages 121–128, New York, NY, USA. ACM.
- Chi, J., Jo, Y., Park, H., and Park, S. (2013). Intersection-priority based optimal rsu allocation for vanet. In *Ubiquitous and Future Networks (ICUFN), 2013 Fifth International Conference on*, pages 350–355.
- Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., and Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: Nsga-ii. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2):182–197.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, MA, USA.
- Gossa, J., Janecek, A. G., Hummel, K., Gansterer, W. N., Pierson, J.-M., et al. (2008). Proactive replica placement using mobility prediction. In *Mobile Data Management Workshops, 2008. MDMW 2008. Ninth International Conference on*, pages 182–189. IEEE.
- Konak, A., Coit, D. W., and Smith, A. E. (2006). Multi-objective optimization using genetic algorithms: A tutorial. *Rel. Eng. Sys. Safety*, 91(9):992–1007.
- Lee, J. and Kim, C. (2010). A roadside unit placement scheme for vehicular telematics networks. In Kim, T.-h. and Adeli, H., editors, *Advances in Computer Science and Information Technology*, volume 6059 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 196–202. Springer Berlin Heidelberg.
- Li, Y., Jin, D., Hui, P., and Chen, S. (2015). Contact-aware data replication in roadside unit aided vehicular delay tolerant networks. *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, PP(99):1–1.
- Liu, Y., Niu, J., Ma, J., and Wang, W. (2013). File downloading oriented roadside units deployment for vehicular networks. *Journal of Systems Architecture*, 59(10, Part B):938 – 946. Advanced Smart Vehicular Communication System and Applications.
- Miettinen, K. (1999). *Nonlinear multiobjective optimization*. Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Nekoui, M., Eslami, A., and Pishro-Nik, H. (2008). The capacity of vehicular ad hoc networks with infrastructure. In *Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wireless Networks and Workshops, 2008. WiOPT 2008. 6th International Symposium on*, pages 267–272.

- Patil, P. and Gokhale, A. (2013). Voronoi-based placement of road-side units to improve dynamic resource management in vehicular ad hoc networks. In *Collaboration Technologies and Systems (CTS), 2013 International Conference on*, pages 389–396.
- Pereira, L., Silva, C. M., and Sarubbi, J. (2017). Planejando a Infraestrutura de Comunicação para a Distribuição de Mídias em Tempo Real para Veículos. In *SBRC 2017 (Simpósio Brasileiro de Computação Ubíqua e Pervasiva)*.
- Russell, S. and Norvig, P. (2010). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Series in Artificial Intelligence. Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ, third edition.
- Silva, C. M., Guidoni, D. L., Souza, F. S. H., Pitanguí, C. G., Sarubi, J., and Pitsillides, A. (2016a). Gamma Deployment: Designing the Communication Infrastructure in Vehicular Networks Assuring Guarantees on the V2I Inter-Contact Time. In *2016 IEEE 13th International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems (MASS)*, pages 263–271.
- Silva, C. M. and Meira Jr, W. (2015). Evaluating the Performance of Heterogeneous Vehicular Networks. In *2015 IEEE 82nd Vehicular Technology Conference (VTC2015-Fall)*, pages 1–5.
- Silva, C. M., Meira Jr, W., and Sarubbi, J. (2016b). Non-intrusive planning the roadside infrastructure for vehicular networks. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 17(4):938–947.
- Silva, C. M., Silva, F. A., Sarubbi, J., Oliveira, T. R., Meira Jr, W., and Nogueira, J. M. S. (2017a). Designing Mobile Content Delivery Networks for the Internet of Vehicles. *Vehicular Communications*, 8:45 – 55. Internet of Vehicles.
- Silva, C. M. S., Masini, B. M., Ferrari, G., and Thibault, I. (2017b). A Survey on Infrastructure-Based Vehicular Networks. *Mobile Information Systems*, 2017, Article ID 6123868:28.
- Teixeira, F., Silva, V., Leoni, J., Macedo, D., and Nogueira, J. M. S. (2014). Vehicular networks using the IEEE 802.11p standard: An experimental analysis. *Vehicular Communications*, 1(2):91 – 96.
- Trullols, O., Fiore, M., Casetti, C., Chiasserini, C., and Ordinas, J. B. (2010). Planning roadside infrastructure for information dissemination in intelligent transportation systems. *Computer Communications*, 33(4):432 – 442.
- Van Audenhove, F.-J., Korniiichuk, O., Dauby, L., and Pourbaix, J. (2014). *The Future of Urban Mobility 2.0: Imperatives to Shape Extended Mobility Ecosystems of Tomorrow*.
- Xie, B., Xia, G., Chen, Y., and Xu, M. (2013). Roadside infrastructure placement for information dissemination in urban its based on a probabilistic model. In *Network and Parallel Computing*, volume 8147 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 322–331. Springer Berlin Heidelberg.
- Ye, Q., Ma, C., He, R., Xiao, Q., and Zhang, W. (2015). Multi-objective optimisation for taxi ridesharing route based on non-dominated sorting genetic algorithm. *IJWMC*, 8(3):262–270.
- Zheng, Z., Lu, Z., Sinha, P., and Kumar, S. (2010). Maximizing the contact opportunity for vehicular internet access. In *INFOCOM, 2010 Proceedings IEEE*, pages 1–9.