

Viabilização de Alocação de Recursos em LoRaWAN

Jean Moraes¹, Helder Oliveira¹, Denis Rosário¹ e Eduardo Cerqueira¹

¹Universidade Federal do Pará (UFPA), Belém – Pará – Brasil

jean.anjos.moraes@itec.ufpa.br, {heldermay, denis, cerqueira}@ufpa.br

Abstract. *LoRaWAN is a long-range wireless technology widely used in Internet of Things (IoT) applications. This technology works with high density to connect devices with long-range communication, low cost, and lower energy consumption. However, the densification of the use of LoRaWAN in IoT services poses a series of challenges due to interference by simultaneous transmission on the same channel and/or greater energy consumption by the devices. In this context, this article presents a heuristic and an optimal model for allocating adaptive resources in LoRaWAN for IoT applications. The results obtained through simulations showed that the heuristic CORRECT provides results close to the optimum obtained by the model MARCO for use of the channel, improving the allocation of LoRaWAN parameters to reduce collisions and improve the system as a whole.*

Resumo. *O LoRaWAN é uma tecnologia sem fio de longo alcance bastante disseminada em aplicações de Internet das Coisas (IoT). Esta tecnologia trabalha com alta densidade sendo capaz de conectar dispositivos que requerem serviços de comunicação de longo alcance, baixo custo e menor consumo de energia. Contudo, a densificação do uso de LoRaWAN em serviços IoT traz uma série de desafios devido a interferência por transmissão simultânea no mesmo canal e/ou maior consumo de energia pelos dispositivos. Nesse contexto, este artigo apresenta uma heurística e um modelo ótimo para alocação de recursos adaptativos no LoRaWAN para aplicativos de IoT. Os resultados obtidos por meio de simulações mostraram que a heurística CORRECT fornece resultados próximos ao ótimo obtido pelo modelo MARCO para uso do canal, melhorando a alocação dos parâmetros LoRaWAN para reduzir colisões e melhorar o sistema como um todo.*

1. Introdução

A Internet das Coisas (IoT) está se expandindo rapidamente para fornecer conexões para bilhões de dispositivos. A tecnologia IoT tem mudado o comportamento social por meio de tecnologias disruptivas. Nesse contexto, espera-se que em breve o ambiente cotidiano terá um grande número de dispositivos IoT por metro quadrado [Matni et al.]. Por exemplo, estimativas apontam que 500 bilhões de dispositivos IoT estarão conectados à Internet até 2030. As redes IoT densas surgem com novos requisitos desafiadores em termos de baixo consumo de energia, alta cobertura e Qualidade de Serviço (QoS).

Nesse contexto, o *Long Range Wide Area Network* (LoRaWAN) é uma tecnologia de transmissão promissora em ambientes IoT urbanos e rurais, pois visa prover uma conectividade em um área ampla por operar em faixas de frequência não licenciadas e de fácil implementação, baixo consumo de energia e taxa de transferência adaptada ao contexto de IoT [Matni et al.]. O LoRaWAN tem uma flexibilidade em termos de parâmetros

de rádio que são ajustáveis em tempo real para reduzir a interferência na comunicação, o qual é feito por meio de um mecanismo de alocação de recursos [Caillouet et al. 2019]. Esses diferentes parâmetros de rádio impactam no desempenho do LoRaWAN, onde tais parâmetros são definidos como lineares, mas nem todas são caracterizadas como inteiras.

Um modelo matemático desenvolvido através de Programação Linear Inteira Mista (PLIM) é de grande importância para formular e apresentar resultados da solução de alocação de recursos ótima para maximizar o desempenho, pois é possível obter uma melhor configuração dos parâmetros de rádio dos dispositivos IoT com baixo poder computacional. Além do mais, um mecanismo de alocação de recursos com base em um método heurístico é necessário para tomar decisões computacionalmente eficientes no LoRaWAN e para gerar resultados próximos a uma solução ótima. No estado-da-arte, alguns trabalhos focaram na alocação de recurso do LoRaWAN através de modelos de otimização usando alocação do parâmetro de rádio *Spreading Factor* (SF) [El-Aasser et al. 2018, Caillouet et al. 2019], alocação de SF juntamente o *Code Rate* (CR) [Sandoval et al. 2019]. Contudo, definir um modelo de otimização dos parâmetros de rádio CF e SF que maximize a entrega de dados ainda é um desafio em aberto [Kufakunesu et al. 2020].

Este trabalho apresenta uma heurística de alocação de recursos LoRaWAN com o objetivo de reduzir a ocorrência de colisão de pacotes e maximizar a entrega de pacotes, denominada de CORRECT. A heurística CORRECT ajusta os parâmetros de rádio do LoRaWAN para reduzir a interferência e a colisão de pacotes, minimizar a utilização do canal e aumentar o número de pacotes entregues. A heurística escolhe as configurações com base na intensidade do sinal e na distância entre o dispositivo e o *gateway* LoRaWAN para fornecer a compensação entre aumentar o alcance de transmissão e reduzir o atraso, a energia e a interferência. Além disso, é apresentado um PLIM chamada Modelo de Otimização para Alocação de Recursos LoRaWAN para Aplicações de IoT (MARCO) para comparar o desempenho da heurística proposta com uma solução ótima de alocação de recursos. Os resultados obtidos pelo CORRECT foram muito próximos aos proporcionados pelo modelo de otimização MARCO, bem como melhores do que mecanismos de alocação existentes, demonstrando a eficiência da heurística proposta.

O presente artigo está organizado conforme descrito a seguir. A Seção 2 apresenta uma visão geral sobre trabalhos que exploram alocação de recursos em LoRaWAN. A Seção 3 introduz o modelo de sistema e detalhes do CORRECT e MARCO. A Seção 4 explora o modelo de simulação desenvolvido para avaliar o CORRECT e os resultados obtidos. Por fim, a Seção 5 conclui o artigo e apresenta as publicações obtidas.

2. Trabalhos Relacionados

Dawaliby *et al.* desenvolveram uma solução baseada em redes definidas por software em conjunto com o fatiamento de rede para otimização e gerência em larga escala do LoRaWAN [Dawaliby et al. 2019]. Para essa otimização, múltiplas fatias virtuais são construídas em cima de um *gateway* LoRaWAN, na qual cada fatia da rede possui pesos para indicar sua importância ou urgência, confiabilidade e energia. Os autores buscam encontrar a estratégia ótima de fatiamento com as configurações corretas de SF e potência de transmissão que simultaneamente maximizam os indicadores de QoS no fatiamento e também minimiza o consumo de energia enquanto aumenta a confiabilidade. Contudo, esse trabalho adiciona uma sobrecarga de processamento para realizar o fatiamento do LoRaWAN o que reduz a disponibilidade de recursos de rede, bem como não considera o

CF (*i.e.*, canais) na tomada de decisão. Além de não analisar o custo computacional para a aplicação da solução proposta, esse trabalho também não analisa métricas de avaliação importante para aplicações IoT, tal como atraso, DER e colisões.

Cuomo *et al.* em [Cuomo et al. 2017] apresentaram duas soluções de alocação de recursos denominadas EXPLoRa-SF e EXPLoRa-AT, que visam otimizar a execução do LoRaWAN configurando os valores de SF para cada dispositivo IoT com base na intensidade do sinal. Explora-SF aloca em cada SF a mesma quantidade de dispositivos IoT, limitado por seus valores de Indicador de Força do Sinal Recebido (RSSI) e limites apropriados. Por outro lado, o EXPLoRa-AT propaga distribuições imparciais de *Time on Air* (ToA) entre os dispositivos IoT, priorizando os SFs mais baixos para reduzir a probabilidade de colisão. Desse modo, uma intensidade de sinal mais alta leva a um menor SF para um determinado dispositivo, onde se considera um número limitado de dispositivos em cada SF com base em ToA. No entanto, tanto o EXPLoRa-SF quanto o EXPLoRa-AT não consideram a alocação de canal (*i.e.*, CF) para reduzir ainda mais a perda de pacotes quando os pacotes têm a mesma configuração de SF e CF.

El-Aasser *et al.* apresentam duas heurísticas para alocação de SF, as quais ajustam o raio de serviço do SF, que é definido como a distância máxima na qual um SF pode ser atribuído a um dispositivo final e ainda garante a desmodulação correta pelo receptor [El-Aasser et al. 2018]. No entanto, não é recomendado definir o SF pela distância, pois este depende da potência do sinal recebido pelo dispositivo. Caillouet *et al.* apresentam um modelo ideal para LoRaWAN quando todos os dispositivos tiverem o mesmo processo de geração de tráfego [Caillouet et al. 2019]. Todavia, o modelo proposto não leva em consideração o canal, bem como a escolha de SF que reduza o consumo de energia. Sandoval *et al.* apresentaram uma solução para calcular uma configuração de rede global que maximize a taxa de transferência obtida analiticamente [Sandoval et al. 2019]. Todavia, não foi apresentado um modelo de otimização dos parâmetros de CF e SF, e também não demonstram como as soluções afetam as colisões de pacotes e o consumo de energia.

Com base na análise dos trabalhos relacionados a alocação de recursos para LoRaWAN é possível concluir que um mecanismo eficiente deve considerar a potência recebida no *gateway* e a distância para ajustar os parâmetros de rádio no LoRaWAN. Contudo, falta na literatura uma heurística para alocação de recursos que maximize a utilização do canal e reduza a colisão de pacotes cientes da força do sinal recebida em função do posicionamento do dispositivo.

3. CORRECT

Esta seção apresenta o MARCO que considera uma PLIM para definir as configurações ideais dos parâmetros SF e CF baseado na força do sinal e na distância do dispositivo IoT e o *gateway*. Primeiro, será apresentada uma visão geral do modelo de sistema utilizado. Em seguida, será descrito o modelo de alocação de recursos do LoRaWAN proposto.

3.1. Modelo de Sistema

Para fins de modelagem do LoRaWAN, assume-se que existem dois tipos de equipamentos LoRaWAN: um conjunto de dispositivos IoT e outro de *gateways* (GW). Os dispositivos IoT são implantados para coletar condições do ambiente, e enviar esses dados para um servidor de de aplicações LoRaWAN via GW para que seja realizado o tratamento dessas informações. Para atingir um melhor desempenho, os GWs devem ser implantados no cenário com base em um algoritmo de posicionamento. Assume-se que o GW tem

um espaço de cobertura circular A de raio R_a . Neste espaço A há um número de dispositivos N , posicionados seguindo uma distribuição uniforme. Para cada dispositivo IoT há uma tupla $D_i = (x_i, y_i, z_i, tx)$ para representar suas coordenadas, em que $i \in [1, N]$ é o identificador do dispositivo e tx representa a potência de transmissão em dBm .

Por outro lado, a tupla $GW = (x, y, z)$ representa as coordenadas geográficas do GW. A frequência de transmissão é dada por f . A distância entre os dispositivos IoT e o GW é calculada através da Distância Euclidiana $dist_{D_i, GW}$, na qual se considera que um dispositivo está no raio de alcance do GW sempre que $dist_{D_i, GW} \leq R_a$. Para este trabalho, foi utilizando o modelo de propagação COST231, baseado no modelo Okumura-Hata, representado por LB_i na Eq. 1 [Harinda et al. 2019]. A constante C é o fator de correção definido com um valor de 0 dB para cidades de médio porte e áreas suburbanas, e 3 para centros metropolitanos, para este trabalho foi considerado 3 [Harinda et al. 2019]. Além do mais, $a(D_i.z, f)$ representa o ambiente de propagação calculado na Eq. 2, em que foi considerado o ambiente urbano, conforme esperado em muitas aplicações IoT.

$$LB_i = 46.3 + 33.9 \log_{10}(GW.tx) - 13.82 \log_{10}(GW.z) + C - a(D_i.z, f) + (44.9 - 6.55 \log_{10}(GW.z)) \log_{10}(dist_{D_i, GW}) \quad (1)$$

$$a(D_i.z, f) \begin{cases} 8.29 \cdot (\log_{10}(1.54D_i.z))^2 - 1.1 & , if \ 150 \leq f \leq 200 \\ 3.2 \cdot (\log_{10}(11.75D_i.z))^2 - 4.97 & , if \ 200 < f < 1500 \end{cases} \quad (2)$$

A potência total recebida (P_{rx}) pelo GW a partir do pacote enviado por um dispositivo D_i é calculada por meio da soma da potência de transmissão do dispositivo $D_i \cdot tx$ com o ganho da antena GL , subtraindo a perda de propagação LB_i , conforme a Eq. 3.

$$P_{rx} = D_i \cdot tx + GL - LB_i \quad (3)$$

Os valores de distância euclidiana e potência recebida de cada dispositivo são armazenados em uma tupla dada por $L = (D_i.x, D_i.y, dist_{D_i, GW}, P_{rx})$. A potência recebida de dispositivos IoT por um GW P_{rx} é utilizada para decidir qual é o menor SF necessário para o dispositivo conseguir se comunicar, uma vez que um GW precisa receber um pacote com potência superior ao valor de sensibilidade. A Tabela 1 apresenta valores de sensibilidade que permitem determinar o menor SF que um dispositivo LoRaWAN pode ser configurado de banda de 125 kHz.

SF	Sensibilidade (dBm)
7	-125
8	-128
9	-131
10	-134
11	-136
12	-137

Tabela 1. Sensibilidade para largura de banda de 125 kHz

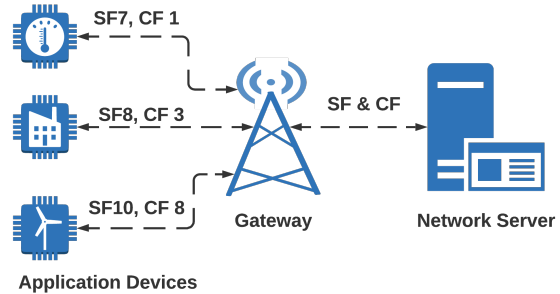


Figura 1. Arquitetura para alocação de Recursos

A possibilidade de configurações de parâmetros de rádio é um dos principais benefícios do LoRaWAN, pois cada transmissão de pacotes pode ser gerada sob uma largura de banda (BW, de *Bandwidth*), que indica a faixa de frequências sobre as quais a comunicação ocorrerá. Um CF, que determina seu deslocamento em termos de hertz na

frequência de transmissão, pode variar de 137 MHz até 1020 MHz em passos de 61 Hz. Um SF, o qual é definido como a razão entre a taxa de símbolos e a taxa de *chirps*, em que os valores de SF mais altos aumentam a sensibilidade e o alcance das comunicações às custas de um acréscimo do ToA dos pacotes e energia dos dispositivos. Por exemplo, para uma carga de 20 bytes, ao transmitir pacotes com valor de SF 12 em vez de 11, o ToA aumenta de 659ms para 1.318ms. Além do mais, transmissão com o SF11 consome dez vezes mais energia do que usando SF7 [Duda and Heusse 2019]. Neste trabalho assume-se que um único GW pode decodificar ao mesmo tempo sinais simultâneos em todas as configurações ortogonais de SF e BW. As configurações ótimas dos valores de SF e CF são processadas dentro do Servidor de Rede, o qual tem as informações necessárias para MARCO, e assim as configurações são enviadas para os dispositivos por mensagens de configuração do *downlink*, como pode ser observado na Figura 1.

Um pacote LoRaWAN consiste em uma combinação de *chirps* não modulados e modulados. O não modulado formula o preâmbulo e o *Start Frame Delimiter* (SFD). Enquanto o modulado formula a carga útil e um dígito de verificação de recebimento, Checagem de redundância cíclica (CRC, de *CyclicRedundancy Check*). Desta forma, o tempo necessário para transmitir um *frame ToA* depende da duração do Preâmbulo (T_{pream}) e da duração da carga T_{carga} , conforme detalhado na Eq. 4.

$$ToA = T_{pream} + T_{carga} \quad (4)$$

A duração do preâmbulo (T_{pream}) é calculada pela soma do tamanho do preâmbulo N_{pream} com o preâmbulo obrigatório, *i.e.*, 4.25, e multiplicado pela duração do símbolo T_{simb} , conforme detalhado na Eq. 5.

$$T_{pream} = (N_{pream} + 4.25) \cdot T_{simb} \quad (5)$$

A duração do símbolo (T_{simb}) é calculada conforme Eq. 6, onde SF mais alto requer uma duração T_{simb} mais longa, considerando a BW constante.

$$T_{simb} = \frac{2^{SF}}{BW} \quad (6)$$

De forma similar a Eq. 5, a duração da carga T_{carga} considera o tamanho da carga N_{carga} multiplicado pela duração do símbolo T_{simb} , conforme apresentado na Eq. 7.

$$T_{carga} = N_{carga} \cdot T_{simb} \quad (7)$$

O tamanho do carga N_{carga} é calculado pela Eq. 8, onde PL é o tamanho do pacote, IH é o cabeçalho implícito e DE é a otimização da taxa de dados. Especificamente, IH é 0 se o cabeçalho estiver ativado, caso contrário 1. O cabeçalho implícito reduz o pacote tamanho usando configurações predefinidas de CR e CRC caso contrário, esses valores serão incluídos no cabeçalho do quadro. Se DE dados estiver ativada, o valor DE será definido como 1.

$$N_{carga} = 8 + \max(\text{ceil} \left[\frac{(8PL - 4SF + 28 + 16CRC - 20IH)}{4(SF - 2DE)} \right], (CR + 4), 0) \quad (8)$$

O valor de CR pode ser calculado pela Eq. 9.

$$CR = \frac{4}{4+n}, n \in [1, 4] \quad (9)$$

O MARCO prioriza a utilização de alguns SFs específicos para proporcionar um equilíbrio entre minimização da entrega de pacotes com redução do atraso e consumo de energia. Isso deve-se ao fato que quanto maior o SF maior será o ToA, mantendo o canal ocupado por um longo período de tempo, e assim aumentando as colisões [Yousuf et al. 2018]. Vale a pena realçar que o SF7 suporta significativamente mais dispositivos com menor interferência em comparação com outros SFs, devido à

relação entre a taxa de transmissão e SF [Yousuf et al. 2018]. Desta forma, a partir das Eqs. 4-9 é possível obter o ToA para cada SF, representado por um vetor de ToA $ToA_{SF} = [T_{SF7}, T_{SF8}, T_{SF9}, T_{SF10}, T_{SF11}, T_{SF12}]$. Com base nesses valores de tempo ToA_{SF} é possível definir um vetor de pesos, o qual é fundamental para o processo de otimização, pois ele definirá a quantidade máxima de dispositivos por SF. Para definição do vetor de pesos, é necessário fazer a soma dos tempos do *AirTime*.

$$TempoTotal = \sum_{sf \in SF} ToA_{sf} \quad (10)$$

A soma total $TempoTotal$ é então normalizada conforme Eq. 11, uma vez que, é necessário saber qual a proporcionalidade de cada SF para um LoRaWAN.

$$SfPonderado_{SF} = \frac{ToA_{SF}}{TempoTotal} \quad (11)$$

Posteriormente, a soma é invertida conforme Eq. 12, pois ToA maior significa um pior desempenho na rede.

$$SomaPonderada = \sum_{sf \in SF} \frac{1}{SfPonderado_{sf}} \quad (12)$$

O vetor de prioridade ou vetor de pesos é calculado a partir de uma nova normalização. Dividindo o vetor de tempo normalizado anteriormente pela soma do mesmo (Eq. 13).

$$Priori_{SF} = \frac{SfPonderado_{SF}}{SomaPonderada} \quad (13)$$

3.2. MARCO

O MARCO considera uma formulação de otimização linear inteira mista, pois considera variáveis (ToA_{sf} e $Priori_{SF}$) que não são inteiras. No presente estudo, devido à natureza dos dados empíricos aos quais o modelo foi aplicado, este trabalho lida apenas com os parâmetros CF e SF. Desta forma, o MARCO considera uma PLIM para definir as configurações ideais dos parâmetros SF e CF com o objetivo de minimizar a utilização do canal, reduzindo assim o número de colisões do LoRaWAN. No desenvolvimento do modelo, as seguintes variáveis são definidas para formular a menor utilização do canal:

- $\vartheta_{d,sf,cf} \in \{0, 1\}$: variável binária, em que 1 representa que o dispositivo d , com fator de espalhamento sf no canal cf , foi escolhido pelo modelo, 0 caso contrário;
- $\delta_{d,sf} \in \{0, 1\}$: variável binária, no qual 1 representa que o dispositivo d tem potência suficiente para o fator de espalhamento sf , 0 caso contrário;
- λ : taxa média de transmissão, medida em pacotes/segundo;

De forma geral, o modelo MARCO considera uma PLIM para definir as configurações ideais dos parâmetros SF e CF, a qual é explicada a seguir. A função objetiva da Eq. 14 encontra a utilização do canal LoRaWAN com o menor custo possível. Para isso, é considerado o tempo necessário para transmitir um *frame* e a vazão. O custo do canal será calculado por $(ToA_{sf} \times \lambda)$ e a variável de decisão $\vartheta_{d,sf,cf}$ irá decidir qual SF sf e CF cf usar para o dispositivo d . Para garantir que será obtido uma rede viável, MARCO usa parâmetros e características encontradas em redes LoRaWAN reais. A Eq. 15 garante que o dispositivo selecionado tenha potência suficiente para utilizar um determinado SF. Para determinar $\delta_{d,sf}$, cada d compara cada sf com os valores na Tabela 1. A Eq. 16 assegura que a alocação de recursos tenha sido feita apropriadamente para todos os dispositivos e que a quantidade de dispositivos será a definida a priori. A Eq. 17 assegura a quantidade de SF utilizados de acordo com o vetor de prioridade, previamente calculado. As Eqs. 18 e 19 realizam a alocação de canais, considerando a redução de colisões de SF no mesmo canal, respectivamente.

$$\text{Min}_U \sum_{d \in L} \sum_{sf \in Rsf} \sum_{cf \in Rcf} \vartheta_{d,sf,cf} \times (ToA_{sf} \times \lambda) \quad (14)$$

sujeito a:

$$\sum_{sf \in SF} \sum_{cf \in CF} \vartheta_{d,sf,cf} \times \delta_{d,sf} = 1, \quad \forall d \in L \quad (15)$$

$$\sum_{d \in L} \sum_{sf \in SF} \sum_{cf \in CF} \vartheta_{d,sf,cf} = N \quad (16)$$

$$\sum_{cf \in CF} \sum_{d \in L} \vartheta_{d,sf,cf} \times \delta_{d,sf} = N \times \text{Priori}_{sf}, \quad \forall sf \in SF \quad (17)$$

$$\sum_{d \in L} (\vartheta_{d,sf,cf} - \vartheta_{d,sf,cf-c}) \leq 1, \quad \forall sf \in SF, \forall cf \in CF, \forall c \in \{1..(cf-1)\} \quad (18)$$

$$\sum_{d \in L} (\vartheta_{d,sf,cf} - \vartheta_{d,sf,cf+c}) \leq 1, \quad \forall sf \in SF, \forall cf \in CF, \forall c \in \{1..(8-cf)\} \quad (19)$$

3.3. CORRECT

A heurística CORRECT ajusta eficientemente os parâmetros de rádio LoRaWAN para maximizar a utilização do canal enquanto reduz a interferência. A CORRECT recebe como entrada o número N de dispositivos IoT e também o número de canais de frequência disponíveis CF de acordo com o plano de frequência de cada região. A heurística ajusta as configurações SF e CF em tempo real para cada dispositivo IoT em LoRaWAN com um custo computacional menor.

$$\text{Quant}_{sf} = \text{Priori}_{sf} \times N \quad (20)$$

Algorithm 1: CORRECT

```

input : Número  $N$  de dispositivos e de  $CF$  disponíveis.
output:  $sf$  e  $cf$  parâmetros para cada  $ed_i$ .
Calcula  $\text{Priori}_{sf}$  de acordo com 13, Calcula  $\text{Quant}_{sf}$  de acordo com. 20;
for  $sf \in \{7, \dots, 12\}$  do
    if dispositivo tem energia suficiente para o  $sf$  then
        if dispositivo em  $sf$   $\geq \text{Quant}_{sf}$  then
            configura  $sf$  para o dispositivo;
            for  $cf \in \{1, \dots, CF\}$  do
                if dispositivo em  $cf$   $\geq \frac{\text{Quant}_{sf}}{CF}$  then
                    configura  $cf$  para o dispositivo;
                end
            end
            if dispositivo CF sem configuração then
                configura o dispositivo para o canal  $cf$  com o menor uso;
            end
        end
    end
end

```

O algoritmo 1 representa o funcionamento da heurística CORRECT. Inicialmente, é calculado Priori_{sf} determinando a fração do total de dispositivos que devem ser alocados em cada SF. Posteriormente, é calculado Quant_{sf} com base na Eq. 20, que define com base no número de dispositivos IoT a quantidade N exata de dispositivos que cada SF pode alocar. Dessa forma, a heurística CORRECT analisa se a potência do dispositivo é suficiente para transmitir com base na sensibilidade para cada SF, conforme mostra a Tabela 1. Portanto, Quant_{sf} verifica se o SF atual não excedeu o número de dispositivos permitidos para tal SF, para garantir que a maioria dos dispositivos sejam distribuídos

nos SFs menores, que reduzem o ToA e, conseqüentemente, diminuem as colisões. Finalmente, a heurística CORRECT distribui de forma justa o número de dispositivos IoT com um determinado valor de SF em cada CF, atribuindo a frequência da portadora com a menor quantidade de dispositivos para garantir a redução do overhead do canal e, assim, reduzir a colisão de pacotes.

4. Avaliação

4.1. Metodologia

O MARCO foi implementado em *Optimization Programming Language* (OPL) e resolvido usando o IBM CPLEX solver 12.6 em um computador com Intel(R) Xeon(R) Silver 4112 CPU @ 2.60GHz, 64 GB de RAM no sistema operacional Ubuntu Server. O limite de tempo de resolução do CPLEX foi definido em 1h, mas todos os cenários considerados a PLIM convergiu antes de chegar no limite. Por exemplo, MARCO convergiu em 34 minutos, em média, para o cenário com 3000 dispositivos. Foram implementadas as heurísticas de alocação de recursos no NS-3. Para a simulação, foi considerado um GW com raio R_a de 2.5 km, e foram implantados 500, 1000, 2000, 3000, 5000, 7500 e 10000 dispositivos IoT de forma uniforme nesta área. Todos os dispositivos produzem o mesmo tráfego, tal como um aplicação enviando um pacote a cada 5 minutos. Por exemplo, uma aplicação de automação residencial.

Foram realizadas 33 simulações com diferentes sementes geradas aleatoriamente pelo gerador de números pseudoaleatórios padrão do simulador (MRG32k3a). Os resultados mostram os valores com intervalo de confiança de 95%. Cada simulação avalia o desempenho de diferentes soluções de alocação de recursos, a saber ADR, Min_ToA, Explora-SF, Explora-AT, CORRECT e modelo de otimização MARCO. A heurística ADR ajusta SF e a potência de transmissão com base na distância e nos obstáculos físicos na transmissão, que é a implementação fornecida por *The Things Network* [noa 2019]. A heurística Min_ToA é uma atribuição padrão usada pelos dispositivos IoT para atribuir um SF fixo de modo que os pacotes tenham o tempo ToA mínimo, ou seja, os dispositivos usam o sf_7 . A heurística EXPLoRa-SF distribui o número de EDs igualmente entre os SF disponíveis para reduzir a colisão de pacotes [Cuomo et al. 2017]. A heurística Explora-AT distribui os dispositivos IoT junto com o SF de acordo com uma prioridade nos SFs inferiores com base no ToA relacionado a cada SF [Cuomo et al. 2017]. MARCO e CORRECT ajustam os valores de SF e CF, tal como apresentado na Seção 3. Foi considerado quatro métricas para avaliar a heurística para alocação de recursos do LoRaWAN, a saber, *Packet Delivery Ratio* (PDR) e atraso de transmissão.

4.2. Resultados

Devido as restrições de espaço apenas os principais resultados dos MARCO e CORRECT serão apresentados. No entanto, diversas métricas foram utilizadas na avaliação. A Figura 2 apresenta o relatório de PDR e atraso para diferentes números de dispositivos IoT. O CORRECT fornece resultados de PDR e atraso notavelmente próximos da melhor solução disponível (*i.e.*, modelo de otimização MARCO). Especificamente, CORRECT reduziu o PDR em 3,5% no pior caso em comparação com MARCO. Este resultado ocorre porque CORRECT atribui o valor SF garantindo que o valor SF selecionado fornece recepção de pacotes no GW com potência recebida suficiente. Além disso, ele define o número de dispositivos atribuídos para cada valor de SF com base em ToA, o que dá prioridade e habilita mais ED nos valores de SF mais baixos. Observamos também que

CORRECT tem 4,3 %, 14 %, 13 % e 18 %, melhor em termos de PDR em comparação com EXPLoRa-AT, EXPLoRa-SF, Min_ToA, e ADR, respectivamente. O Min_ToA e o ADR têm um desempenho PDR ruim porque ambos configuram a maioria dos EDs em no menor SF para prover menor ToA, mas como esperado essas abordagens tem o menor atraso. Este comportamento leva a grandes chances de colisões de pacotes e um baixo alcance de transmissão, resultando em perdas de pacotes, especialmente em redes com EDs elevados. Por exemplo, o GW será incapaz de decodificar corretamente os sinais simultâneos enviados pelos diferentes EDs usando o mesmo SF no mesmo canal.

Ao distribuir uniformemente os EDs em cada SF, o EXPLoRa-SF atribui muitos EDs nos SFs superiores. Este problema leva à probabilidade de colisões e maior atraso de pacotes principalmente em sf_{11} e sf_{12} , uma vez que o EXPLoRa-SF ocupa o canal por mais tempo [Caillouet et al. 2019]. Finalmente, o EXPLoRa-AT reduz as colisões de pacotes ao equilibrar o ToA dos pacotes em cada SF e diminui as perdas de pacotes ao usar valores de SF mais baixos. EXPLoRa-AT também atribui o SF com base em ToA, mas EXPLoRa-AT tem resultados PDR 4,3% menores em comparação com CORRECT porque este último evita colisões com uma alocação de CF eficiente. Os resultados do PDR e atraso confirmam os benefícios do CORRECT ao utilizar o canal com maior probabilidade de entrega, mesmo considerando uma ortogonalidade SF imperfeita, pois CORRECT ajusta de forma eficiente os valores de SF e CF.

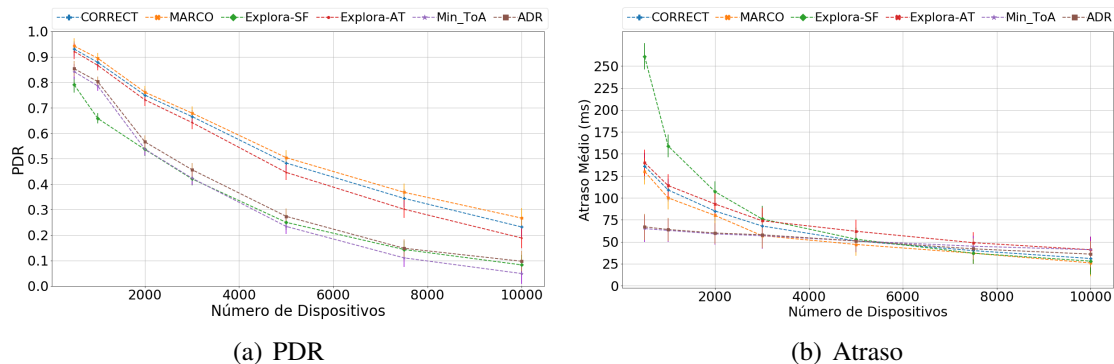


Figura 2. Resultados de Simulação para Diferentes Números de Dispositivos IoT

5. Conclusão

A alocação de recursos é um aspecto crucial do LoRaWAN, especialmente à medida que a escalabilidade aumenta. Este artigo apresenta uma heurística e um modelo de alocação de recursos para LoRaWAN, denominados CORRECT e MARCO, respectivamente. A heurística proposta ajusta os parâmetros SF e CF do LoRaWAN para reduzir a utilização do canal, colisão de pacotes e, conseqüentemente, maximizar o número de pacotes entregues. Os resultados obtidos por meio de simulações mostraram que a heurística CORRECT fornece resultados próximos ao ótimo obtido pelo modelo MARCO para uso do canal, melhorando a alocação dos parâmetros LoRaWAN para reduzir colisões e melhorar o sistema como um todo. Como trabalho futuro, pretende-se desenvolver um novo modelo PLIM com outros parâmetros para levar em consideração outros fatores que também impactam em aplicações de IoT.

6. Publicações

Esse trabalho foi publicado no 25th IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC 2020) com o título *An Efficient Heuristic LoRaWAN Adaptive Resource Allocation*.

tion for IoT Applications, [Moraes et al. 2020]. Como o trabalho ficou entre os melhores avaliados no ISCC, os autores receberam da organização do ISCC 2020 um convite para submissão de uma versão estendida para o Springer Journal of Signal Processing Systems (IF: 1.013), onde o artigo já recebeu um *Major review*. O modelo MARCO publicado no XXV Workshop de Gerência e Operação de Redes e Serviços (WGRS 2020).

Referências

- (2019). Adaptive Data Rate. <https://www.thethingsnetwork.org/docs/lorawan/adaptive-data-rate.html>.
- Caillouet, C., Heusse, M., and Rousseau, F. (2019). Optimal SF Allocation in LoRaWAN Considering Physical Capture and Imperfect Orthogonality. In *Global Communications Conference (GLOBECOM)*, Waikoloa, United States.
- Cuomo, F., Campo, M., Caponi, A., Bianchi, G., Rossini, G., and Pisani, P. (2017). Explora: Extending the performance of lora by suitable spreading factor allocations. In *IEEE 13th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pages 1–8. IEEE.
- Dawaliby, S., Bradai, A., and Pousset, Y. (2019). Network slicing optimization in large scale lora wide area networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Network Softwarization (NetSoft)*, pages 72–77. IEEE.
- Duda, A. and Heusse, M. (2019). Spatial issues in modeling LoRaWAN capacity. In *22nd International ACM Conference on Modeling, Analysis and Simulation of Wireless and Mobile Systems*, pages 191–198.
- El-Aasser, M., Elshabrawy, T., and Ashour, M. (2018). Joint spreading factor and coding rate assignment in lorawan networks. In *Global Conference on Internet of Things (GCIoT)*, pages 1–7. IEEE.
- Harinda, E., Hosseinzadeh, S., Larijani, H., and Gibson, R. M. (2019). Comparative performance analysis of empirical propagation models for lorawan 868mhz in an urban scenario. In *5th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, pages 154–159. IEEE.
- Kufakunesu, R., Hancke, G. P., and Abu-Mahfouz, A. M. (2020). A survey on adaptive data rate optimization in lorawan: Recent solutions and major challenges. *Sensors*, 20(18):5044.
- Matni, N., Moraes, J., Pacheco, L., Rosário, D., MayOliveira, H., Cerqueira, E., and Neto, A. J. V. Experimenting Long Range Wide Area Network in an e-Health Environment: Discussion and Future Directions. In *proceedings of the 16th International Wireless Communications Mobile Computing Conference (IWCMC 2020)*.
- Moraes, J., Matni, N., Riker, A., Oliveira, H., Cerqueira, E., Both, C., and Rosário, D. (2020). An Efficient Heuristic LoRaWAN Adaptive Resource Allocation for IoT Applications. In *25th IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC)*, pages 1–6. IEEE.
- Sandoval, R. M., Garcia-Sanchez, A.-J., and Garcia-Haro, J. (2019). Optimizing and updating lora communication parameters: A machine learning approach. *IEEE Transactions on Network and Service Management*, 16(3):884–895.
- Yousuf, A. M. et al. (2018). Throughput, coverage and scalability of LoRa LPWAN for internet of things. In *IEEE/ACM 26th International Symposium on Quality of Service*, pages 1–10.