



UFAM

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ERIC VIEIRA DAS NEVES

**Agrupamento em dois Níveis para Disseminação de
Mensagens em Redes Sociais Móveis Tolerantes a
Atrasos e Desconexões**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Manaus

2018

UNIVERSIDADE FEDERAL DO AMAZONAS
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

ERIC VIEIRA DAS NEVES

**Agrupamento em dois Níveis para Disseminação de
Mensagens em Redes Sociais Móveis Tolerantes a
Atrasos e Desconexões**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Informática do Instituto de Computação da Universidade Federal do Amazonas como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Informática.

Orientador: Dr.-Ing Edjair de Souza Mota

Manaus
2018

Ficha Catalográfica

Ficha catalográfica elaborada automaticamente de acordo com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).

D229a das Neves, Eric Vieira
Agrupamento em dois Níveis para Disseminação de Mensagens
em Redes Sociais Móveis Tolerantes a Atrasos e Desconexões /
Eric Vieira das Neves. 2018
107 f.: il.; 31 cm.

Orientador: Dr.-Ing Edjair de Souza Mota
Dissertação (Mestrado em Informática) - Universidade Federal do
Amazonas.

1. Delay Tolerants Network. 2. Aprendizado de Máquina. 3.
Expectation Maximization. 4. K-Means. 5. Redes Oportunistas. I.
Mota, Dr.-Ing Edjair de Souza II. Universidade Federal do
Amazonas III. Título



PODER EXECUTIVO
MINISTÉRIO DA EDUCAÇÃO
INSTITUTO DE COMPUTAÇÃO



UFAM

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM INFORMÁTICA

FOLHA DE APROVAÇÃO

"Agrupamento em dois Níveis para Disseminação de Mensagens em Redes Sociais Móveis Tolerantes a Atrasos e Desconexões"

ERIC VIEIRA DAS NEVES

Dissertação de Mestrado defendida e aprovada pela banca examinadora constituída pelos Professores:

Prof. Edjair Souza Mota - PRESIDENTE

Prof. Horácio Antonio B. Fernandes de Oliveira - MEMBRO INTERNO

Prof. Celso Barbosa Carvalho - MEMBRO EXTERNO

Prof. Carlos Tavares Calafate - MEMBRO EXTERNO

Manaus, 18 de Outubro de 2018

Dedico esse trabalho a Deus, minha família e aos professores que fizeram parte da minha formação.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por todas as oportunidades e bênçãos que me concedeu, permitindo chegar até esse momento da minha vida onde não imaginaria a um tempo atrás.

Agradeço em especial minha família, meu pai e minha mãe, que me ensinaram a importância da educação como prioridade de vida e me proporcionaram todas as oportunidades que estiveram ao seu alcance pra que eu pudesse ter a melhor educação possível.

A Adriana, minha esposa, que me apoiou incondicionalmente nessa trajetória do mestrado, mesmo quando tive que abrir mão do meu emprego para me dedicar ao estudo. Obrigado por me incentivar nos momentos em que estive desanimado e com dúvidas sobre meu futuro.

Agradeço ao professor Edjander Mota, que viu potencial no meu trabalho durante a graduação e acreditou que eu poderia alcançar patamares maiores.

Agradecimento especial ao meu orientador, professor Edjair, que me ensinou e mostrou o mindset de um verdadeiro pesquisador. Teve a paciência de moldar a minha mente pra render aquilo que precisava ser feito para a realização deste trabalho.

Aos demais que fizeram parte das aulas dos primeiros semestres do mestrado, que passaram horas estudando junto comigo, e que obtiveram êxito depois de muito esforço.

Após muito esforço e olhando para tudo que passei, agradeço por tudo!

May the force be with you

(Yoda)

Resumo

As redes tolerantes a atrasos e desconexões surgiram como uma solução para a comunicação em cenários onde a internet não possui suas premissas básicas atendidas: conexão fim-afim, baixa latência e pouca perda de pacotes. As DTNs dependem diretamente da colaboração de seus nós para um bom desempenho, pois usa a mobilidade dos mesmos para fazer os repasses das mensagens até seus destinos. Entretanto, devido a fatores como economia de recursos: energia, armazenamento de dados, pouco interesse pela mensagem ou simplesmente a negação da colaboração, afeta de forma negativa o desempenho da rede. Dessa maneira é fundamental que se leve em consideração fatores sociais, que podem ser estendidos dos usuários e empregados aos nós da rede, para que se possa encontrar a melhor estratégia de repasses, aumentando as chances de entrega das mensagens. Portanto, este trabalho propõe um novo protocolo de disseminação de mensagens em redes DTN, usando os interesses dos nós da rede como fator social, para a formação de níveis de repasse de mensagens. Utilizou-se técnicas de aprendizagem de máquina para a formação dos níveis, que usam clusterizadores como o KMEANS e EM para agrupar os nós de acordo com o nível de interesse pela mensagem gerada, direto ou indireto. Dessa forma a mensagem é repassada através dos grupos formados até o nó destinatário. Resultados obtidos através de um conjunto de experimentos criteriosamente selecionados mostram que a proposta é promissora, apresentando um desempenho superior aos protocolos bem conhecidos da literatura.

Palavras-chave: Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões, Aprendizagem de Máquina, EM, KMEANS, Protocolo.

Abstract

Delay Tolerant Networks have emerged as a solution for communication in scenarios where the Internet does not have its basic premises met for proper operation. DTNs rely directly on their nodes for good performance because it uses the mobility of nodes to send messages to their destinations. However, due to factors such as resource economy, lack of interest in the message or simply the denial of collaboration, it negatively affects network performance. In this way, it is fundamental to consider the social factors, extended from the users to the network nodes, so that the best forwarding strategy is found, increasing the chances of delivering the messages. In this work a new protocol is proposed for the dissemination of messages in DTN networks, using the interests of the network nodes for the formation of level's message passing. These levels are formed by grouping the nodes through machine learning techniques, KMEANS and EM clusters, according to the level of interest of the nodes by the message generated, directly or indirectly, passing the message by the groups formed up to the recipient of the node. Our results show that the proposal is promising, having superior results to the protocols well qualified in the literature.

Keywords: Delay Tolerant Networks, Machine Learning, EM, KMEANS, Protocol.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Estratégia Store and Forward para encaminhamento de mensagens.	16
Figura 2 – Fases de operação TCP	21
Figura 3 – A camada de agregação	22
Figura 4 – A Transferência de Custódia	24
Figura 5 – Exemplo de execução do algoritmo K-Means	31
Figura 6 – Protocolo Bubble Rap	34
Figura 7 – Componentes da Int-Tree	35
Figura 8 – Socio-Aware Overlay	36
Figura 9 – Agrupamento em dois níveis	43
Figura 10 – Grafo de formação de contatos dos nós no trace Reality	48
Figura 11 – Grafo de formação de contatos dos nós no trace Infocom	48
Figura 12 – Interface gráfica do simulador The ONE	52
Figura 13 – Taxa de entrega de mensagens no cenário Reality	66
Figura 14 – Taxa de entrega de mensagens no cenário Infocom	68
Figura 15 – Taxa de entrega das mensagens para grupo, cenário Reality	70
Figura 16 – Taxa de entrega das mensagens para grupo. Cenário Infocom	72
Figura 17 – Custo médio por mensagens geradas. Cenário Reality	74
Figura 18 – Custo médio por mensagens geradas. Cenário Infocom	76
Figura 19 – Taxa de entrega das mensagens por protocolo do Trace Infocom	79
Figura 20 – Teste de DUNN entre os protocolos pela taxa de entregas do trace Infocom	81
Figura 21 – Taxa de entrega das mensagens do Trace Reality	82
Figura 22 – Nível de diferença entre os protocolos pela taxa de entregas do trace Reality	83
Figura 23 – Atraso médio de entrega das mensagens do trace Infocom	84
Figura 24 – Nível de diferença entre os protocolos pelo tempo de atraso do trace Infocom	86
Figura 25 – Atraso médio de entrega das mensagens do trace Reality	87
Figura 26 – Nível de diferença entre os protocolos pelo tempo de atraso do trace Reality	89
Figura 27 – Custo de entrega das mensagens do trace Infocom	90
Figura 28 – Teste de DUNN para custo de entrega das mensagens do trace Infocom	91
Figura 29 – Custo de entrega das mensagens do trace Reality	92
Figura 30 – Teste de DUNN para o custo de entrega do trace Reality	94
Figura 31 – Eficiência de entrega das mensagens do trace Infocom	95
Figura 32 – Teste de DUNN para valores de eficiência do trace infocom	97

Figura 33 – Eficiência de entrega das mensagens do trace Reality	98
Figura 34 – Teste de DUNN para valores de eficiência do trace Reality	99

Lista de tabelas

Tabela 1 – Trabalhos Relacionados	37
Tabela 2 – Conjunto de dados referentes aos traces de mobilidade	46
Tabela 3 – Conjunto de dados referente a análise e caracterização dos traces .	47
Tabela 4 – Tabela de análise de variância	63
Tabela 5 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega por clusterizador do trace Reality	67
Tabela 6 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega por clusterizador do trace Reality	68
Tabela 7 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas por clusterizador do trace Infocom	69
Tabela 8 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega por clusterizador do trace Infocom	69
Tabela 9 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas para grupos por clusterizador do trace Reality	71
Tabela 10 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega para grupos por clusterizador do trace Infocom	72
Tabela 11 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas para grupos por clusterizador do trace Infocom	73
Tabela 12 – Resultado do teste de Friedman para as taxas de entrega para grupos do trace Infocom	73
Tabela 13 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para o custo de entregas de mensagens do trace Reality	75
Tabela 14 – Resultado da Análise de Variância do custo de entregas de mensagens do trace Reality	75
Tabela 15 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para o custo de entregas de mensagens do trace Infocom	77
Tabela 16 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Infocom	77
Tabela 17 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega do Trace Infocom .	80

Tabela 18 – Resultado do teste de Friedman das taxas de entrega do Trace Infocom	80
Tabela 19 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega do Trace Reality.	82
Tabela 20 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega do trace Reality	83
Tabela 21 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de atrasos do trace Infocom.	85
Tabela 22 – Resultado do teste de Friedman para tempos de atrasos do trace Infocom	85
Tabela 23 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de atrasos do Trace Reality.	87
Tabela 24 – Resultado da Análise de Variância dos tempos de de atrasos do trace Reality	88
Tabela 25 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de custo de entregas do Trace Infocom.	90
Tabela 26 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace infocom	91
Tabela 27 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de custo de entregas do Trace Reality.	93
Tabela 28 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Reality	93
Tabela 29 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de eficiência de entregas do trace Infocom.	96
Tabela 30 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Reality	96
Tabela 31 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de eficiência de entregas do trace Reality.	98
Tabela 32 – Resultado do teste de Friedman para os valores de eficiência do trace Reality	99

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Motivação	17
1.2	Objetivos	18
1.3	Contribuições	18
1.4	Organização do trabalho	19
2	CONCEITOS	20
2.1	Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões	20
2.1.1	Conceito	20
2.1.2	Arquitetura DTN	21
2.1.3	Tipos de contatos em uma DTN	23
2.1.4	Transferência de custódia	24
2.1.5	Mobilidade em redes oportunistas	25
2.1.6	Propriedades sociais em redes DTN	25
2.1.6.1	Redes sociais e grafo social	25
2.1.6.2	Comunidade	26
2.1.6.3	Similaridade	27
2.2	Técnicas de agrupamento	27
2.2.1	Medidas de similaridade e dissimilaridade	28
2.2.2	Heurística de agrupamento	29
2.2.2.1	Expectation-Maximization (EM)	29
2.2.2.2	K-Means	30
3	TRABALHOS RELACIONADOS	33
4	DESCRIÇÃO DO PROBLEMA E PROPOSTA DE PESQUISA	39
4.1	Entregas multicast para grupos de interesse	40
4.2	O protocolo	41
4.2.1	Modelagem dos atributos	42
4.2.2	Classificação da mensagem	42
4.2.3	Agrupamento dos nós	42
4.2.4	Repasse entre os nós	44
5	METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO	46
5.1	Cenário das simulações	46
5.1.1	Conjunto de dados de mobilidade	46
5.2	Métricas de avaliação	49

5.3	Implementação	51
5.4	Projeto de experimentos	54
5.4.1	Experimentos com clusterizadores individuais	55
5.4.2	Experimentos com combinações de clusterizadores	55
5.5	Métodos estatísticos	56
5.5.1	Homogeneidade de variância – Teste de Bartlett	58
5.5.2	Normalidade das amostras – Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk	59
5.5.3	Independência dos Resíduos – Qui-quadrado de Pearson	60
5.5.4	Análise de Variância - ANOVA	61
5.5.5	Teste de comparação múltipla - Teste de Tukey	63
5.5.6	Teste de Friedman	63
5.5.7	Teste de DUNN	64
6	RESULTADOS E DISCUSSÃO	66
6.1	Desempenho dos clusterizadores	66
6.1.1	Percentual de mensagens entregues individuais	67
6.1.2	Percentual de Mensagens Entregues para Grupo	70
6.1.3	Custo médio por mensagens geradas	74
6.2	Desempenho dos protocolos	78
6.2.1	Taxa de mensagens entregues	78
6.2.2	Atraso médio	84
6.2.3	Eficiência	94
7	CONCLUSÕES	101
	Referências	103

1 Introdução

A arquitetura da rede mundial de computadores, baseada na pilha de protocolo TCP/IP, necessita de determinadas condições para o seu funcionamento, tais como: a existência de uma rota fim a fim entre os comunicantes, baixa perda de pacotes e baixa latência. A partir disso, são desenvolvidas aplicações que usam esse tipo de arquitetura como fundamento para as mais diversas funcionalidades, porém em algumas localidades o cenário não atende a essas condições básicas.

A forma tradicional de transmissão de dados não é eficiente para esse tipo de usuário, pois a infraestrutura de comunicação é insuficiente para que ocorra a transmissão de forma satisfatória. Com a finalidade de extrair o máximo das características comuns apresentadas por esses cenários, a comunidade científica vem estudando um tipo de rede capaz de estabelecer comunicação mesmo nessas condições. Essas redes foram denominadas genericamente de DTN (do inglês *Delay and Disruption Tolerant Networks* – Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões) [28].

As DTN generalizam a figura das mulas de dados, ou seja, cada nó da rede faz o papel de uma mula de dados, recebendo, armazenando e repassando os pacotes entre os nós. Esse tipo de rede explora contatos entre nós ou usuários, representando cada ponto de interconexão de troca de mensagens, formando uma rede de conexão intermitente para transmissão de pacotes. Eventualmente, em um determinado instante um nó estará dentro da área de cobertura de outro nó, favorecendo a troca de mensagens entre eles. Essa oportunidade de estabelecimento de conexão e troca de mensagens é conhecido na literatura como um contato.

O repasse dos dados, portanto, ocorre oportunisticamente até chegar eventualmente ao nó de destino [5]. Esses contatos podem ser explorados para estabelecer uma conexão, transportar e transmitir mensagens, utilizando-se do mecanismo conhecido como *store-carry-and-forward*, onde um nó pode armazenar persistentemente uma mensagem em seu buffer e, eventualmente, repassá-la a outros nós intermediários até que a mensagem seja entregue ao seu destino final, como mostrado na Figura 1¹. Essa forma de transmitir a informação difere da comutação de pacotes utilizada pelo TCP/IP clássico, sendo usado a comutação de mensagens para transmissão.

¹ Fonte: <https://web.mst.edu/mobildat/DTN/index.html>

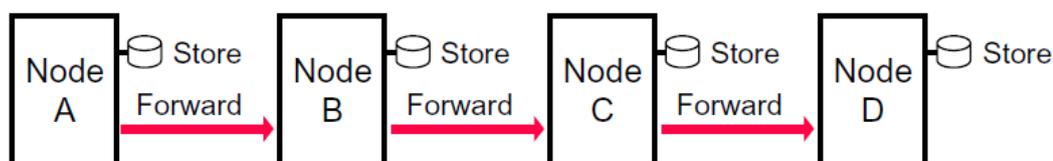


Figura 1 – Estratégia Store and Forward para encaminhamento de mensagens.

Redes com essas características dependem diretamente da mobilidade de seus nós para um melhor desempenho no tráfego das mensagens, já que os mesmos carregam as mensagens destinadas a outros nós para realizar as entregas. Dessa forma, o processo de comunicação depende também da cooperação dos componentes das redes DTN para um melhor desempenho.

Tem-se notado que em alguns cenários a disseminação de mensagens apresenta certa limitação de acordo com o nível de participação dos nós da rede. Isto acontece por fatores como: limitação de recursos disponíveis, desinteresse pelo conteúdo da mensagem ou até mesmo desinteresse na participação do nó na rede.

O uso de características sociais tem ajudado a modelar novas estratégias de repasses das mensagens em redes DTN, pois usa a semelhança entre indivíduos para mensurar seus laços sociais e é fator decisivo na cooperação entre pertencentes a um mesmo grupo ou comunidade. Um fator aliado das abordagens que utilizam características sociais é o fato de que as relações e comportamentos entre usuários são características de longo prazo e menos voláteis do que a mobilidade dos nós, Zhu et al. 2013 [37].

Poucas pesquisas em redes DTN exploram a possibilidade de entregas a grupos de usuários e esse tipo de abordagem exige um custo alto de encaminhamento das mensagens [14]. Entretanto, em nossos resultados preliminares, notamos que características sociais aliadas a entregas a grupos de usuários como parte da estratégia de disseminação das mensagens pode potencializar as taxas de entregas, o que nos motivou explorar esse aspecto em nosso trabalho.

A descoberta de grupos quaisquer com características semelhantes entre indivíduos é um dos campos de pesquisas da aprendizagem de máquina usada em conhecimentos diversos tais como marketing, gestão, segurança, geologia, etc. O uso de algoritmos de clusterização, como o algoritmo K-Means [16], tem sido difundido na aplicação de técnicas de agrupamento quando amostras devem ser divididas em grupos baseados em suas características. Os agrupamentos realizados por esses algoritmos buscam realizar associações entre os indivíduos para a formação dos clusters ou comunidades.

Este trabalho dedica-se a propor um novo protocolo de disseminação de mensagens em redes DTN para potencializar os repasses por nós que possuem interesse direto ou indireto na mensagem gerada pelo nó de origem. Para a eleição de possíveis nós interessados, alia-se a descoberta de grupos de usuários através de características sociais previamente estabelecidas, utilizando técnicas de aprendizado de máquina que divide os nós em duas camadas de repasse.

As técnicas de multicast e unicast foram combinadas, como parte da estratégia proposta, para incrementar as taxas de entregas. Uma mensagem é entregue, inicialmente, a um grupo de nós que possui interesse direto na mensagem e na sequência direcionada ao nós de destino

1.1 Motivação

O uso de recursos dos nós no momento do repasse das mensagens, faz com que os mesmos precisem ser gerenciados de maneira eficiente para potencializar o repasse aos nós. O que torna-se um dos principais desafios em DTN.

Em sua grande parte, os protocolos de disseminação de mensagens não levam em consideração a disponibilidade do nó receptor ou seu interesse pelo conteúdo da mensagem. Dessa forma, assumem que sempre ocorre o repasse da mensagem em um contato, o que nem sempre é verdadeiro.

As mensagens repassadas para os nós receptores nem sempre serão encaminhadas para o nó seguinte, mas terão seus recursos de armazenamento e bateria consumidos, por exemplo. Essa limitação de recursos, compromete o recebimento de outras mensagens que possivelmente poderiam ser encaminhadas para o nós destinatários, comprometendo diretamente a eficiência nas entregas pela estratégia de repasse.

O cenário de escassez de recursos pode ser amenizado adotando-se repasses de acordo com o interesse do nó receptor pela mensagem. Quando se tem esse conhecimento, o nó eleito como um bom repassador é aquele que tem interesse direto pelo conteúdo da mensagem, está disposto a usar o seu recurso para armazenar e possivelmente repassá-la para um próximo candidato a receptor. De forma semelhante, um possível nó que não possua interesse pela mensagem, rejeita o recebimento da mesma, preservando recursos que podem ser usados posteriormente para o recebimento de mensagens de seu interesse.

Levando em conta que indivíduos com características semelhantes tendem a estar fisicamente próximos e ter mais interação, é possível também que esses

mesmos indivíduos estejam mais dispostos a colaborar com a rede, já que possuem afinidades, formando comunidades que podem ser alcançadas através de intersecções de colaboração.

Existe a possibilidade de que a mensagem gerada seja direcionada a comunidade na qual o destinatário está contido, aumentando o número de conexões oportunistas que possam fazer repasses da mensagem até os nós com mesmo interesse. Assim que a mensagem chegue na comunidade, há o direcionamento da mensagem para o destinatário e uma maior probabilidade de entrega, já que os nós contidos na comunidade possuem pré-disposição ao repasse.

1.2 Objetivos

O objetivo deste trabalho é apresentar e validar uma proposta de protocolo para disseminação de mensagens para redes DTN, considerando o interesse dos usuários pelo conteúdo da mensagem gerada.

Para alcançar o objetivo, utilizou-se duas técnicas de agrupamento por aprendizagem de máquina. As técnicas recebem os nós pertencentes a rede, juntamente com suas características sociais, e as separam em dois níveis de acordo com seus interesses, direto e indireto.

O objetivo geral é demonstrar que nosso protocolo de disseminação baseado em aspectos sociais é capaz de entregar as mensagens a grupos de nós e nós específicos de maneira mais eficaz, preservando recursos da rede e empregando outros aspectos além de características de mobilidade.

1.3 Contribuições

As principais contribuições deste trabalho são as seguintes:

- Implementação de um novo protocolo de disseminação de mensagens que alia as entregas multicast e unicast como parte complementar da estratégia, levando em consideração o interesse dos nós intermediários pela mensagem gerada;
- Utilização de técnicas de aprendizagem de máquina para agrupar níveis de interesse;
- Validação da adaptação e eficiência do protocolo em cenários com características distintas em comparação a outros protocolos semelhantes na literatura;
- Viabilização para estudos futuros na área de disseminação de mensagens em redes oportunistas.

1.4 Organização do trabalho

Dividimos o trabalho nas seguintes seções: A Seção 2 apresenta os conceitos e trabalhos relacionados usados para o desenvolvimento da pesquisa. A Seção 3 contém a descrição do problema e proposta da pesquisa detalhando-se a proposta do protocolo. Na Seção 4 descrevemos a metodologia aplicada para o desenvolvimento dos experimentos. Na Seção 5 apresentamos os resultados e discussões a respeito das métricas empregadas nas simulações. A Seção 6 contém as conclusões do trabalho. A Seção 7 contém sugestões para trabalhos futuros.

2 Conceitos

As Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões (DTN - *Delay and Disruption Tolerant Networks*) tem como objetivo possibilitar a comunicação de dispositivos em áreas que não possuem infraestrutura regular para uma boa comunicação com redes tradicionais[12].

Alguns conceitos são necessários para a compreensão do funcionamento e caracterização das DTNs. Neste capítulo apresentamos e descrevemos os principais conceitos sobre DTN, arquitetura, mobilidade e clusterização.

2.1 Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões

2.1.1 Conceito

A Internet tornou-se uma das principais soluções tecnológicas para conectar os mais variados tipos de dispositivos de comunicação em diversos cenários. Entretanto, em todos os cenários, é necessário que haja premissas que precisam estar presentes para o bom funcionamento, o que não acontece em alguns cenários específicos, tornando o perfil de protocolo da Internet inadequado e pouco eficiente nessas situações.

Exemplos de ambientes que possuem essas características são: comunicação entre dispositivos móveis, comunicações entre dispositivos com restrições de energia, comunicações rurais, comunicações interplanetárias, etc. Todos esses ambientes possuem características em comum: dificuldades de manter constante uma comunicação fim a fim, com baixa latência e pequena perda de pacotes. Devido a essas características, as redes que consideram esses aspectos são denominadas Redes Tolerantes a Atrasos e Desconexões (*Delay and Disruption Tolerant Networks* - DTNs) [12].

Em resumo, as principais características encontradas nas Redes DTNs são:

- Atrasos longos e/ou variáveis: o tempo de espera em redes desse tipo pode chegar a horas ou até mesmo dias devido as constantes interrupções de comunicações entre os nós de origem e intermediários até o destino;
- Frequentes desconexões: as desconexões nesse tipo de rede podem acontecer pela mobilidade dos nós que provocam constantes mudanças na topologia da rede, pelas péssimas condições de comunicação, pela negação de serviço por parte de nós intermediários. Estes eventos podem resultar em uma conectividade intermitente da rede, o que impede a existência de um caminho constante entre um nó de origem e um nó de destino;

A principal causa da Internet convencional não funcionar bem em redes com longos atrasos e frequentes desconexões está no uso base do protocolo Transmission Control Protocol (TCP) [29]. O TCP é um protocolo de transporte orientado a conexão que garante confiabilidade na entrega de dados fim-a-fim.

O TCP realiza uma sequência de passos que garante a conexão e entrega de dados entre a origem e o destino: fase de conexão, fase de transferência de dados, fase de desconexão, como ilustrado na Figura 2¹.

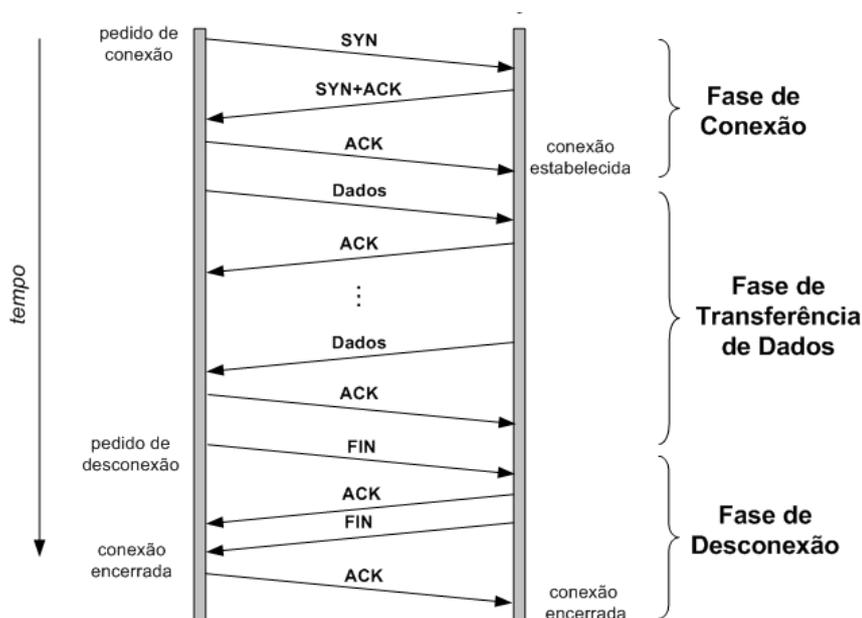


Figura 2 – Fases de operação TCP

Para contornar a ausência das premissas básicas necessárias ao bom funcionamento da internet com base no protocolo TCP/IP, foi idealizada e proposta uma arquitetura alternativa, descrita na próxima seção.

2.1.2 Arquitetura DTN

No ano de 2004, a *Defense Advanced Research Projects Agency* (DARPA) realizou uma chamada de trabalhos denominada redes tolerantes a desconexões (*Disruption-tolerant networks*) para encontrar soluções de arquitetura que supram as características particulares das DTN [31]. A proposta de uma arquitetura DTN é definida em um documento (*Internet Draft*) que descreve como um conjunto de nós se organiza para armazenar e encaminhar mensagens em ambientes com características de intermitência descritas na seção 2.1.1.

¹ Fonte: Oliveira et. al, 2007

A arquitetura DTN utiliza da técnica de comutação de mensagens e o armazenamento persistente das mesmas, agregando às suas camadas uma sobrecamada (*overlay*) abaixo da camada de aplicação. Essa nova camada inserida é chamada de camada de agregação (*Bundle Layer*), onde as mensagens geradas são transformadas em agregados ou *bundles*, armazenadas e encaminhadas pelos nós DTN, e o protocolo executado em todos os nós da rede é chamado de protocolo de agregação.

Em atrasos de comunicação entre os nós de uma DTN utiliza-se o mecanismo de armazenamento persistente para armazenar a mensagem a ser entregue até que haja novamente conexão entre os nós. Neste caso, em situações sem conexão ou com atraso, o armazenamento persistente possibilita o armazenamento integral da mensagem que se deseja enviar. Por utilizar-se desse tipo de técnica de armazenamento e de repasse da mensagem posteriormente, diz-se que as DTNs são redes do tipo armazena-carrega-e-encaminha (*store-carry-and-forward*), ou seja, primeiramente recebem totalmente a mensagem, armazenam persistentemente e somente depois enviam para o destino ou para nós intermediários.

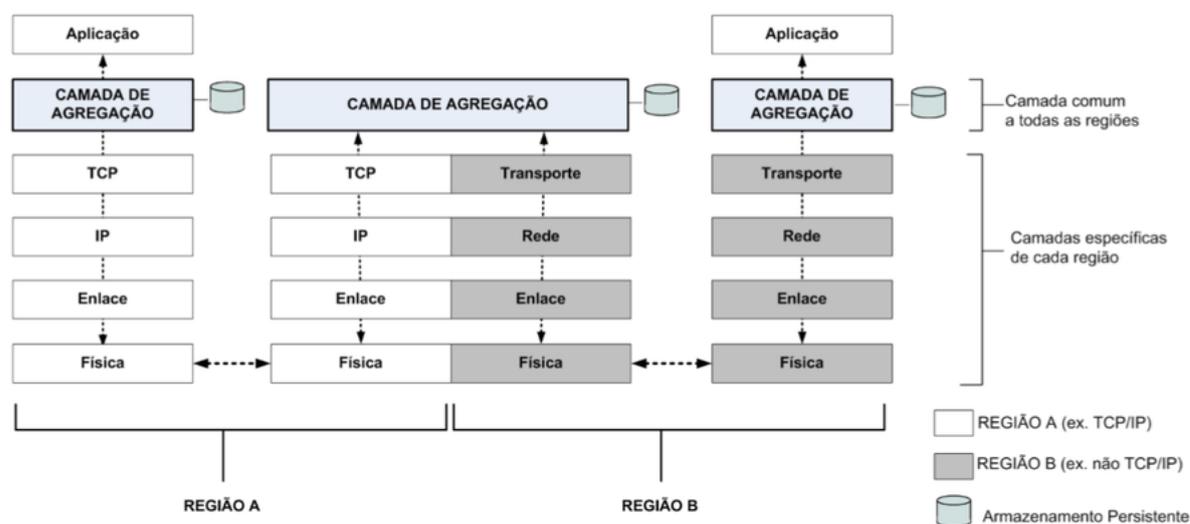


Figura 3 – A camada de agregação

A camada de agregação além de possibilitar o armazenamento persistente através do protocolo de agregação, permite que as mensagens sejam divididas em tamanhos variáveis chamadas de unidades de dados da aplicação (Application Data Units – ADUs), como mostrado na Figura 3². Essas mensagens são transformadas pela camada de agregação em agregados ficando disponíveis para armazenamento e encaminhamento. Esses agregados são transmitidos entre os nós da rede quando acontece o fenômeno de contato entre eles, podendo ser repassados ou não dependendo de vários fatores. Vale salientar que todas as informações necessárias para uma

² Fonte: Oliveira et. al, 2007

conexão e troca de dados são agregadas e enviadas uma única vez evitando diversas trocas de mensagens que são realizadas numa transferência de dados padrão de uma rede TCP/IP [6], a seção a seguir aborda o conceito dos tipos de contatos em uma rede DTN.

2.1.3 Tipos de contatos em uma DTN

Ao contrário do que é assumido pela Internet convencional, onde todas as unidades que precisam de comunicação são alcançáveis e precisam estar disponíveis, em DTN os nós que fazem parte da rede nem sempre são alcançáveis e podem não estar disponíveis naquele momento. Essa situação pode ocorrer por causa da mobilidade dos nós ou até mesmo por contenção de seus recursos. Por esse motivo o conceito de contato deve ser fortemente considerado em redes com essas características.

Segundo Oliveira, 2007 [12], um contato corresponde a uma ocasião favorável para os nós trocarem dados. Esse evento ocorre quando dois nós estão no raio de alcance um do outro, possibilitando assim que os dados armazenados em um dos nós possam ser transferidos a outro nó dependendo da estratégia de roteamento adotada.

Na arquitetura DTN são definidos 5 tipos de contatos: persistente, sob demanda, programado, previsível e oportunista. Os cinco tipos de contatos são detalhados a seguir.

- Persistente – são contatos que sempre estão disponíveis. Uma conexão de internet cabeada é um exemplo de conexão persistente;
- Sob demanda – os contatos sob demanda são aqueles que precisam de alguma ação por parte de seus pares para que se estabeleça a conexão. Um exemplo são as conexões bluetooth de dispositivos móveis que dependem da ação do usuário para serem conectados;
- Programados - em algumas DTNs o horário e a duração de cada contato são estabelecidos previamente entre os nós que precisam se comunicar. Uma característica das redes que possuem esse contato programado é a exigência da sincronização de tempo para que haja a troca de informações realizada com sucesso. As redes interplanetárias são exemplos desse tipo de contato;
- Previsível – os contatos previsíveis são aqueles que podem se fazer previsões a respeito de sua disponibilidade, horário e duração com base em histórico de contatos realizados anteriormente. Mesmo com a chance de acontecer o contato há um certo grau de incerteza;

- Oportunista – os contatos oportunistas ocorrem em encontros não programados previamente entre os nós, sendo totalmente ao acaso para a realização da comunicação que esteja dentro do raio de alcance do nós de origem. Geralmente os nós que estabelecem contatos oportunistas desconhecem qualquer informação prévia sobre o estado, localização ou padrões de mobilidade dos outros nós que fazem parte da rede;

Redes DTN cuja comunicação entre dispositivos é baseada em contatos oportunistas foram denominadas de *Pocket Switched Networks* (PSNs) [18, 24]. Nesse trabalho é considerado o modelo de comunicação entre dispositivos na ausência de conexões fim-a-fim, obtendo a oportunidade de qualquer contato para a transmissão e encaminhamento das mensagens até o seu destino.

2.1.4 Transferência de custódia

A camada de agregação implementada em redes DTN suporta a retransmissão de dados e mensagens nó a nó através do mecanismo denominado transferência de custódia. Esse tipo de mecanismo tem o objetivo de passar a responsabilidade da entrega de uma mensagem de um nó para outro nó iniciando na origem e sendo repassado através dos intermediários até o destino [12].

Para a realização da transferência de custódia, a camada de agregação se utiliza de um temporizador e retransmissões como um mecanismo de reconhecimento custódia-a-custódia.

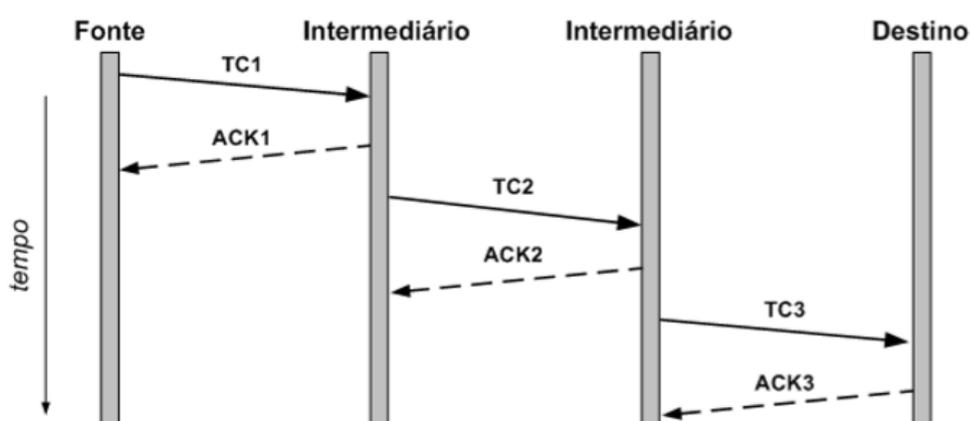


Figura 4 – A Transferência de Custódia

Conforme a Figura 4³, quando o nó DTN emissor envia o pacote de dados para o próximo nó que manteve um contato com ele, o mesmo solicita uma transferência de

³ Fonte: Oliveira et. al, 2007

custódia (TC) ao nó receptor e inicia o temporizador de retransmissão. Se a camada de agregação do nó receptor aceitar o pedido de custódia, é retornado como resposta um pacote de reconhecimento (ACK) para o nó emissor, caso nenhum reconhecimento for retornado antes do temporizador expirar, o nó emissor reenvia o pacote de dados novamente.

Em redes DTN a arquitetura não exige que os nós aceitem a transferência de custódia. Os nós podem decidir individualmente sobre aceitar ou recusar a custódia baseados em políticas internas como: políticas de segurança, capacidade de armazenamento, capacidade de bateria, etc.

2.1.5 Mobilidade em redes oportunistas

Um aspecto muito importante que precisa ser levado em consideração para avaliação do desempenho dos algoritmos e técnicas propostas na pesquisa em redes DTN, é a fidelidade dos modelos de mobilidade utilizados para a simulação da movimentação dos dispositivos das redes. Como citado na seção anterior, o repasse das mensagens depende diretamente da mobilidade dos dispositivos quando os mesmos se encontram e geram um contato oportunista [7].

A movimentação dos nós pode ser representada por um modelo matemático de mobilidade, ou através de um arquivo de registros contendo informações de deslocamento dos nós, coletados em um experimento real. Esse arquivo é chamado de rastro, *trace*, em inglês. Segundo Musolesi et. al [28], os modelos de mobilidade são classificados em: modelos de mobilidade sintéticos, que se baseiam em equações analíticas e os modelos baseados em *traces* reais, que são baseados na captura de dados de movimentação humana por exemplo.

2.1.6 Propriedades sociais em redes DTN

Nesta seção apresentamos alguns conceitos sobre características sociais que vêm despertando o interesse de pesquisadores no projeto de algoritmos ou protocolos para DTN, a origem de sua teoria e de que forma se estendeu essas propriedades para utilização na resolução de problemas nesse tipo de rede.

2.1.6.1 Redes sociais e grafo social

A maneira mais popular de estudar as relações sociais entre pessoas e extrair suas propriedades sociais é construindo um grafo social (também chamado de rede social). Um grafo social é um mapeamento global das pessoas e como elas estão relacionadas. Trata-se de um grafo abstrato onde seus vértices representam pessoas individuais e suas arestas descrevem os laços sociais entre as mesmas [34].

Diferentes tipos de laços sociais podem descrever diferentes relacionamentos entre pessoas como amigos, familiares e colegas de trabalho. Com um grafo social, uma variedade de métricas (por exemplo, centralidade e similaridade) podem ser facilmente estimadas e utilizadas em abordagens que se baseiam em relações sociais, sendo cruciais em estudos que usam esse aspecto [8].

Grafos sociais são uma fonte intuitiva de métricas sociais tais como comunidade e amizade. Contudo, com novas tecnologias de redes podemos estudar o relacionamento entre pessoas observando suas interações e interesses através do uso de redes sem fio. Construir um grafo de contato é uma forma de estudar as interações entre pessoas em uma rede, analisar suas relações e estimar as métricas sociais entre eles. Em DTN, cada possível transmissão de mensagens acontece quando dois nós móveis estão em contato (isso é, dentro de um alcance de transmissão entre si). Ao gravar os contatos ocorridos no passado, um grafo de contato pode ser gerado onde cada vértice denota um nó móvel (dispositivo ou pessoa com dispositivo) e cada aresta representa um ou mais contatos passados entre dois nós. Um vértice neste grafo de contato indica que dois nós tiveram um contato entre si no passado. Assim, a existência de uma aresta pode prever um possível contato no futuro. Um grafo de contato pode ser construído separadamente para cada intervalo de tempo do passado ou pode ser construído para registrar os encontros em um período de tempo específico, atribuindo um conjunto de parâmetros a cada aresta para o tempo, a frequência e a duração destes encontros.

Das relações entre amigos e familiares, por exemplo, percebe-se que há uma tendência de encontros mais frequentes, mais regulares e com maior duração. Essas informações indicam que podemos conhecer muito dos relacionamentos entre os nós da rede DTN através dos contatos coletados e guardados em traces. Além disso, dos grafos de contatos é possível estimar métricas sociais e usá-las para eleger nós com maior probabilidade de colaborar com a entrega das mensagens.

2.1.6.2 Comunidade

A comunidade é um conceito importante na ecologia e sociologia. Em ecologia, uma comunidade é um conjunto de duas ou mais populações de diferentes espécies que ocupam a mesma área geográfica. Na sociologia, a comunidade é definida como um grupo de pessoas que interagem vivendo em uma localização.

É intuitivo afirmar que um membro de uma determinada comunidade mais provavelmente interage com outro membro da mesma comunidade do que com um membro escolhido aleatoriamente da população. Portanto, as comunidades refletem naturalmente o relacionamento social entre as pessoas.

Dado que os dispositivos sem fio são normalmente transportados por pessoas, é natural ampliar o conceito de comunidade social em DTN para explorar interações entre dispositivos sem fio. Acredita-se que os dispositivos dentro da mesma comunidade têm maiores chances de encontrar uns aos outros.

Assim sendo, o conhecimento das estruturas comunitárias poderia ajudar o protocolo na escolha dos melhores nós para retransmitir as mensagens para seus respectivos destinos e, portanto, melhorar a chance de entrega [4].

2.1.6.3 Similaridade

Similaridade é uma medida do grau de separação. Pode ser medido pelo número de vizinhos entre indivíduos em redes sociais. Em uma rede DTN, a probabilidade de dois nós serem conectados por um enlace é maior quando eles têm um vizinho em comum. Quando o contato entre os vizinhos dos nós são improváveis, ou seja, não existem vizinhos em comum e nem uma interação entre eles, espera-se que a difusão demore mais tempo do que quando a similaridade é alta, com vizinhos em comum e maior interação. Além disso, existem outras maneiras de similaridades com os vizinhos comuns, como a semelhança de interesses dos utilizadores e semelhança nos locais dos utilizadores [17].

2.2 Técnicas de agrupamento

Análise de agrupamento ou clusterização é o nome atribuído ao conjunto de técnicas computacionais que tem como objetivo separar objetos em grupos, baseando essa separação nas características que esses objetos possuem. A separação básica se dá em colocar objetos em um mesmo grupo que sejam similares de acordo com algum critério pré-determinado.

O critério de separação se baseia normalmente em uma função de dissimilaridade. A função de separação, diante de dois objetos, retorna a distância entre eles, distância que evidencia o quanto os objetos estão separados em relação a sua similaridade. Os grupos gerados pela métrica de qualidade devem apresentar alta homogeneidade interna e alta separação. Isto quer dizer que os objetos que formam um determinado grupo devem ser similares entre si e muito diferentes dos objetos que compõem outros grupos.

Os objetos também podem ser denominados de exemplos, tuplas ou registros que possuem como entrada de dados, vetores de atributos que possuem campos numéricos ou categóricos, categórico é um tipo de campo que pode assumir um valor entre um conjunto de valores pré-definidos.

2.2.1 Medidas de similaridade e dissimilaridade

Os métodos de agrupamento descritos a seguir, assumem que os relacionamentos entre os objetos de determinados conjuntos podem ser descritos por uma matriz contendo medidas de dissimilaridades ou de proximidade entre cada par de objetos.

Cada entrada p_{ij} na matriz corresponde em um valor numérico que demonstra a proximidade entre os objetos i e j . Todos os coeficientes de dissimilaridade são funções $d: \Gamma \times \Gamma$, onde Γ denota o conjunto de objetos pertencentes ao conjunto em questão.

$$\Gamma = \begin{bmatrix} x_{11} & \dots & x_{1f} & \dots & x_{1p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{i1} & \dots & x_{if} & \dots & x_{ip} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & \dots & x_{nf} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

Em uma matriz de distâncias, dada por:

$$d = \begin{bmatrix} 0 & & & & & \\ d(2,1) & 0 & & & & \\ d(3,1) & d(3,2) & 0 & & & \\ \vdots & \vdots & \vdots & & & \\ d(n,1) & d(n,2) & \dots & \dots & 0 & \end{bmatrix}$$

onde a entrada $d(i,j)$ representa a distância entre os elementos i e j .

As medidas de similaridade e dissimilaridade são essenciais para a organização dos objetos, seja para acrescentar objetos a um determinado conjunto ou para removê-los. As medidas mais comuns são:

- Distância Euclidiana – A distância dada entre dois pontos $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ e $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ é dada pela equação:

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.1)$$

onde x_i e y_i são as coordenadas de cada ponto e x e y são objetos de uma massa de dados.

- Distância de Manhattan – A distância dada entre dois pontos $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ e $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ é dada pela equação:

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |(x_i - y_i)| \quad (2.2)$$

onde x_i e y_i são as i coordenadas de cada objeto e x e y são objetos de uma massa de dados.

- Similaridade do Cosseno – é a medida do ângulo entre dois vetores de n dimensões. Cada objeto é representado por um vetor e a medida do ângulo entre eles representa o grau de similaridade dos dois objetos. A similaridade do cosseno é dada pela equação:

$$\text{CosSim}(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} \quad (2.3)$$

onde A e B são objetos representados como vetores.

2.2.2 Heurística de agrupamento

Segundo [32], as técnicas de clusterização estão divididas em hierárquica e particionada. A clusterização hierárquica está subdividida em aglomerativa e divisível, que criam clusters gradualmente a cada iteração. Os algoritmos de particionamento descobrem clusters diretamente por deslocamento iterativo de pontos entre subconjuntos ou identifica agrupamentos em áreas altamente povoadas com dados.

Nesta seção, dissertamos sobre os tipos de algoritmos de clusterização usados no trabalho para agrupamento dos nós.

2.2.2.1 Expectation-Maximization (EM)

O algoritmo Esperança-Maximização (EM) proposto por, [26] é um método usado para clusterização que consiste em encontrar estimativas de máxima verossimilhança para um conjunto de parâmetros, quando se tem variáveis não observáveis. Essas variáveis não-observáveis são calculados pela combinação linear das variáveis originais.

O objetivo do algoritmo é estimar o número de populações (clusters) na amostra, onde cada cluster representa uma distribuição de probabilidade. O EM é aplicado em situações onde se deseja estimar um conjunto de parâmetros que descreve uma distribuição de probabilidade. Ou seja, estima a média amostral e sua variância.

O EM associa cada objeto a um cluster de acordo com um peso (probabilidade de distribuição), representando sua probabilidade de membresia. Começa com uma estimativa inicial de um vetor de parâmetros, iterativamente reavalia os objetos com

relação à mistura de distribuições produzida pelo vetor de parâmetros, os objetos reavaliados são usados para atualizar a estimativa dos parâmetros. A cada objeto é associado uma probabilidade de pertencer a um cluster.

Iterativamente o EM refina os clusters em dois passos:

- Passo E(Expectation): associa cada objeto x_i ao cluster C_k , onde i é o índice do objeto da amostra e k é o índice do cluster encontrado no conjunto de amostras:

$$P(x_i \in C_k) = p\left(\frac{C_k}{x_i}\right) = \frac{p(C_k) p(x_i/C_k)}{p(x_i)} \quad (2.4)$$

onde $p(x_i/C_k) = N(m_k, E_k(x_i))$ segue uma distribuição normal de probabilidade com média m_k e valor esperado de E_k .

- Passo M(Maximization): usa as probabilidades estimadas no passo anterior para re-estimar os parâmetros do modelo:

$$m_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{x_i p(x_i \in C_k)}{\sum_j p(x_i \in C_j)} \quad (2.5)$$

Os passos E e M fazem parte de um processo iterativo, em que as novas probabilidades, calculadas na fase M, serão utilizadas para realizar a inferência na fase E.

2.2.2.2 K-Means

O presente trabalho utiliza a versão mais eficiente do algoritmo K-Means, proposta por Hartigan e Wong (1979) [16], que é uma heurística de agrupamento não hierárquico e busca encontrar a similaridade entre os dados da amostra através da distância dos elementos de um conjunto de k centros, dados por $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ de forma iterativa.

A variável k , de K-Means, é a quantidade de centroides (pontos centrais dos grupos) a serem criados e tem o objetivo de auxiliar a encontrar a similaridade dos dados. Inicialmente, escolhe-se k pontos (centroides) iniciais aleatórios. A cada iteração, novos centroides são determinados, a fim de se escolher o ponto centroeide localizado na distância média dentre os demais pontos do grupo. O algoritmo para quando nenhum ponto precisa mudar de centroeide.

A distância entre um ponto p_i e um conjunto de clusters é dado por $d(p_i, X)$ e definida como sendo a distância do ponto ao centro mais próximo dele. A função a ser minimizada então, é dada por:

$$d(P, X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(p_i, X)^2 \quad (2.6)$$

onde $d(P, X)$ é a distância entre todos os pontos e os clusters mais próximos deles.

O algoritmo K-Means pode ser descrito da seguinte maneira:

k é o número de centróides.

D é o conjunto de dados.

procedimento K-Means (k, D)

Passo 1: Selecionar arbitrariamente k pontos do conjunto D , como os clusters iniciais;

Passo 2: Calcular os centróides dos k clusters da posição atual;

Passo 3: Associar cada ponto ao centróide do cluster mais perto (maior similaridade);

Passo 4: Retornar ao passo 2 e parar quando não houver mais mudanças significativas entre os pontos;

Passo 5: Retornar K centróides e os pontos de cada cluster;

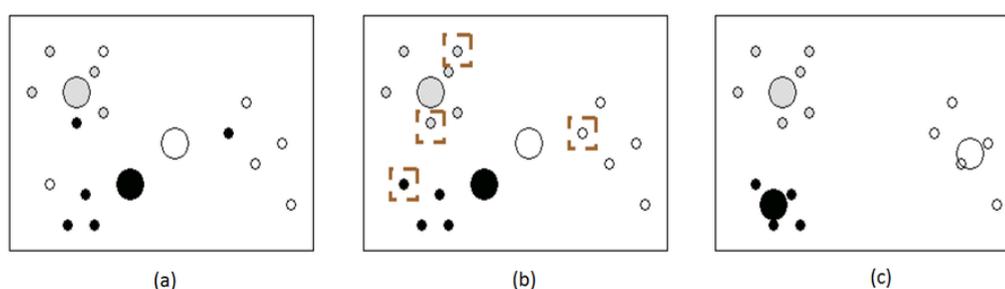


Figura 5 – Exemplo de execução do algoritmo K-Means

A Figura 5⁴ apresenta cada um dos estágios de execução do agrupamento realizado pelo algoritmo K-Means. Na Figura 5(a), cada um dos elementos pertencentes ao conjunto de dados foi designado para um dos três grupos aleatoriamente e os centroides (círculos maiores destacados) de cada grupo foram determinados inicialmente. Na iteração seguinte os elementos foram movimentados para os centroides que estavam mais próximos dos elementos em questão, conforme a Figura 5(b). No cenário referente a Figura 5(c), os centroides foram recalculados e os grupos já estão em sua forma final, caso não estivessem, os passos (b) e (c) seriam repetidos até que os grupos chegassem em sua forma final.

⁴ Fonte: Linden, 2009

3 Trabalhos Relacionados

Disseminar dados em DTN é desafiador, pois os nós não estão cientes da existência um dos outros e essa tarefa presume enviar dados a múltiplos nós [14]. Em Bisengar et al. [2], a proposta de seu protocolo denominado *Mobility Prediction Ad Hoc On-Demand Distance Vector* - MPAODV, busca escolher rotas estáveis que minimizem as quebras de enlace causadas pela mobilidade, optando por priorizar rotas com grandes tempos de expiração dos enlaces. A decisão de repasse tomada por esse tipo de protocolo baseia-se na predição de contatos e na estimativa da respectiva duração da conexão entre os nós.

A abordagem SBF (do inglês *Social-Based Forwarding*), explora aspectos sociais dos nós como principal fator para a decisão de repasse das mensagens até seus destinatários. Isto ocorre porque atributos sociais, relacionamentos e padrões de mobilidade das pessoas são relativamente estáveis por um período prolongado no tempo [35].

O trabalho apresentado em Hui et. al, 2006 [18] propõe o protocolo chamado Bubble Rap, que utiliza a estrutura social contida na mobilidade humana, obtida a partir do histórico de contato dos nós da rede, para a formação de comunidades entre eles, eleição de hubs de comunicação entre essas comunidades e repasse das mensagens até seus destinatários. Esse trabalho se concentra em dois aspectos específicos da sociedade: comunidade e centralidade. A sociedade humana está estruturada em comunidades onde há um certo grau de popularidade entre as pessoas que a compõe e interações podem acontecer mais com determinadas pessoas do que outras, isto é, tem alta centralidade, onde denomina-se de *hubs*, conforme Figura 6¹.

¹ Fonte: Hui et. al, 2006

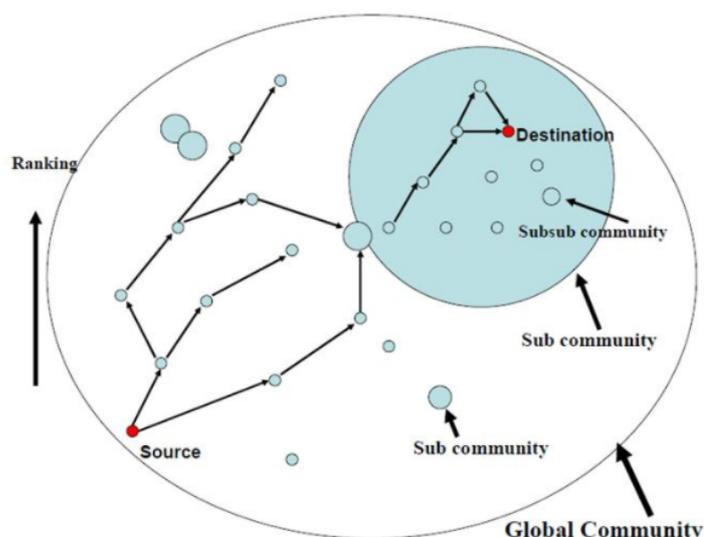


Figura 6 – Protocolo Bubble Rap

O Bubble Rap combina o conhecimento da estrutura da comunidade com o conhecimento de centralidade do nó para tomar decisões de encaminhamento. A primeira parte da estratégia de encaminhamento de mensagens é enviá-las para os nós que são mais populares em comparação ao nó atual. A segunda parte consiste em detectar os membros das comunidades de destino e usá-los como “relays”.

O encaminhamento é realizado da seguinte forma: se um nó tiver uma mensagem destinada para outro nó, o mesmo repassa a mensagem até um nó que está na mesma comunidade que o nó destino. Para isso é usado uma árvore de classificação hierárquica usando um ranking global de classificação dos nós que fazem parte da rede. Então é usado um ranking local para o repasse dentro da comunidade até o nó destino.

Neste sentido, Xia et. al., 2016 [35], propuseram o protocolo Int-Three que explora o uso de características de interesses para disseminação de mensagens, isto ocorre segundo Hidi, 2006 [18] porque as pessoas com interesses semelhantes se encontram com frequência e compartilham mais dados umas com as outras. O trabalho de Xia apresenta como base a exploração de duas características sociais, estrutura de comunidade e interesse dos usuários. É construído a Interest-Tree, estrutura de comunidade baseada no interesse de cada usuário que é atualizada dinamicamente a cada contato, onde é recalculado a densidade da comunidade e o laço social entre os usuários. Para a eleição de um bom nó repassador a Int-Three decide se o nó intermediário é adequado para ser um repassador de acordo com os critérios na estratégia de encaminhamento.

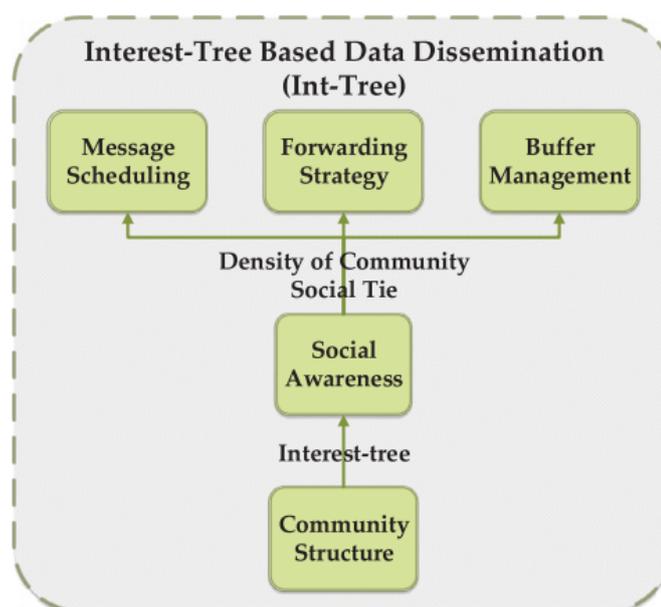


Figura 7 – Componentes da Int-Tree

Conforme mostrado na Figura 7², Int-Tree inclui a Community structure, Social Awareness, Forwarding Strategy, Message Scheduling, and Buffer Management modules. A Community Structure contém informações sobre o interesse da comunidade que são cruciais na apresentação da densidade das mesmas. Social Awareness é a responsável por monitorar as informações sobre densidade e laços sociais entre os nós, sendo possível ao Int-Tree escolher a melhor Message Scheduling assim como o Buffer Management.

Gao et al. 2009 [14], apresentaram um protocolo operando com múltiplos destinos (multicast), utilizando a perspectiva social. Sua abordagem é baseada em um modelo de rede social ponderada para DTNs, de modo que as arestas no grafo de contatos da rede sejam modeladas como processos de Poisson, cujos parâmetros são as taxas de contato entre pares de nós. A centralidade do nó e as estruturas da comunidade social são, então, exploradas para a seleção de nós que vão atuar como comutadores.

Yoneki et al., 2007 [36], explora a detecção de comunidades distribuídas a partir do rastreamento e propõe uma camada de distribuição de comunicação chamada Socio-Aware Overlay, que controla publicações e assinaturas dos nós da rede. Os nós com maior centralidade possuem uma maior visibilidade para outros nós na rede, por esse motivo é criado uma camada com os nós mais centrais de cada comunidade.

O sistema de distribuição de conteúdo do Socio-Aware Overlay contém três elementos principais: um editor que publica eventos (mensagens), um assinante que

² Fonte: Xia et. al, 2016

assina o conteúdo baseado no seu interesse e um gerenciador/corretor de eventos que entrega os eventos aos nós assinantes, conforme mostrado na Figura 8³.

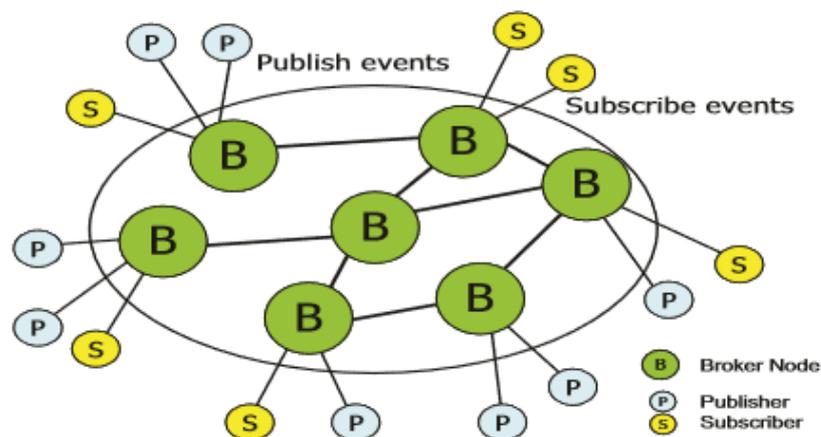


Figura 8 – Socio-Aware Overlay

No trabalho realizado por Costa et al. 2008 [9], é desenvolvido o protocolo de roteamento denominado SocialCast, que possui suporte a publicações e assinaturas de conteúdos em redes DTN. Esse protocolo leva em conta o interesse dos nós receptores para rotear a informação através dos laços sociais entre os nós e, conseqüentemente, prever sua mobilidade. A disseminação dos dados sociais e de interesse dos nós é usada para uma melhor abordagem do repasse e armazenamento das mensagens pelos nós na rede.

Paralelamente, técnicas de aprendizagem de máquina são utilizadas em conjunto com análises de redes sociais (SNA – Social Network Analysis) para repasse de mensagens em DTNs. Nesse sentido, em [15] apresentou-se o algoritmo QGR (Q-Learning based Gain-aware Routing), que utiliza aspectos sociais para a venda de cupons em lugares públicos e que emprega técnica de aprendizagem por reforço para a formação de perfis de usuários. Nesse algoritmo, os nós aprendem a estimativa de ganho associada a cada ação de repasse e seleção dessas ações que possuem uma alta taxa de conversão em vendas ou ganho econômico na disseminação das mensagens.

³ Fonte: Yoneki et. al, 2007

Tabela 1 – Trabalhos Relacionados

Protocolo	Objetivo	Metodologia
Mobility Prediction Ad Hoc On-Demand Distance Vector - MPAODV	Aumentar a taxa de entrega e diminuir a perda de mensagens por estouro do buffer dos nós da rede	Escolha das rotas mais estáveis de repasse, optando enlaces que possuem maior duração de tempo
Bubble Rap	Aumentar a eficiência do repasse e a taxa de entrega de mensagens através de nós classificados como bons repassadores	Utiliza a estrutura social contida na mobilidade dos nós, histórico de contatos, para a formação de comunidades entre eles, eleição de hubs de comunicação e repasse das mensagens
Int-Three	Aumentar a eficiência do repasse e a taxa de entrega de mensagens	Utiliza características de interesse dos nós para a formação de comunidades através do cálculo da densidade da comunidade e o laço social entre os nós para eleição de nós classificados como bons repassadores
Protocolo Multicast	Diminuir o custo de repasses das mensagens geradas com múltiplos destinatários	Baseia-se nos histórico de contatos entre os nós para gerar uma estrutura de comunidade entre eles, elegendo através da centralidade os nós repassadores.

Protocolo	Objetivo	Metodologia
Socio-Aware Overlay	Aumentar a eficiência do repasse, a taxa de entrega e o tempo de entrega das mensagens geradas	Utiliza a estrutura de um sistema de distribuição de conteúdo, que é formado através da detecção de comunidades, onde os nós mais centrais formam uma camada chamada Socio-Aware Overlay.
Social Cast	Aumentar a eficiência de repasse e a diminuição do overhead do buffer dos nós da rede	Leva em conta o interesse dos nós receptores para repassar as mensagens e restringir o acesso a mensagem
Q-Learning based Gain-aware Routing - QGR	Aumentar a eficiência de repasse e a taxa de entregas de mensagens para perfis determinados	Utiliza aspectos sociais e emprega técnicas de aprendizado por reforço para a formação de perfis de usuários. Usa esse perfil como fator de decisão para o repasse das mensagens para o nó receptor

4 Descrição do problema e proposta de pesquisa

Os protocolos clássicos usados na disseminação de mensagens em Redes DTN, foram desenvolvidos visando superar a dificuldade do estabelecimento de conexões fim a fim para seus repasses. Esses protocolos podem ser divididos basicamente em dois grupos, probabilísticos e não-probabilísticos.

Os protocolos probabilísticos têm como base o cálculo estatístico de parâmetros para análise de dados e adoção da melhor estratégia de disseminação. Os mesmos usam como parâmetro, principalmente, contatos entre os nós da rede, quantidade de repasses de uma mensagem, tempo de existência das mensagens geradas e número de recebimento de mensagens por parte dos nós destinatários [23].

Como dependem de um determinado número de histórico de dados da rede para calcular suas estatísticas, os algoritmos probabilísticos em uma rede recém implementada, podem aumentar consideravelmente as probabilidades de erro de mensagens não entregues ou perdidas. O tempo de adaptação da rede é crucial para a eficiência desse tipo de protocolo.

Protocolos não-probabilísticos têm como premissa básica a disseminação de cópias da mensagem original pelo maior número de nós que houver contactado. Esses protocolos supõem que quanto mais cópias de uma mensagem foram inseridas na rede, maior será a probabilidade de entrega da mesma pois aumenta-se a chance de um contato com o nó destino.

Esse tipo de protocolo, quando adotado em cenários de redes móveis reais, se depara com uma limitação de recursos importantes na rede para um bom desempenho e começam a perder sua eficiência. Como se baseiam na inundação de cópias das mensagens geradas, muitas vezes os mesmos ocasionam estouros de buffer e overhead de transmissão de pacotes, os quais são perdidos, diminuindo assim o número de taxa de entregas nos nós destinos.

É evidente que para o bom funcionamento de uma DTN é requerido um equilíbrio entre as estratégias adotadas para a disseminação das mensagens e a utilização de recursos disponíveis na rede, assim como os parâmetros usados como base da estratégia de disseminação e sua consistência.

Segundo [34], uma grande parte dos algoritmos mais comuns em DTN, adotam as oportunidades de contatos entre os nós como ponto central de suas estratégias de repasse de mensagens. No entanto, existem diversas características humanas que podem influenciar o desempenho dessas estratégias, como por exemplo o egoísmo, as classes sociais, o altruísmo, a empatia, a similaridade, etc.

Com relação as estratégias de disseminação e a adoção de parâmetros base para o repasse de mensagens, novos protocolos têm usado características sociais presentes no comportamento dos nós pertencentes a rede. Devido a mobilidade humana apresentar padrões de comportamento que são sujeitas a restrições sociais e geográficas, pode-se estender aos nós características de comportamento pertencentes aos usuários que carregam tais dispositivos, o que abre novas possibilidades para fazer uma melhor escolha do encaminhamento das mensagens [21].

Esses fatores sociais se sobressaem ao uso de histórico de dados das redes pelo fato de que são implícitos aos nós, pois herdamos essas características de seus usuários, e tais características persistem por um longo período de tempo sendo fator de agregação entre os nós, o que é refletido diretamente em seus históricos de contatos e interações na rede [34].

Observou-se em experimentos iniciais, que o emprego de características sociais para a formação de grupos ou agrupamentos, pode apresentar um melhor resultado na disseminação de mensagens, contribuindo de forma direta para a economia de recursos da rede e sendo eficiente nas entregas das mensagens aos seus destinatários.

A investigação contida neste trabalho adotou como ponto de partida a ausência de dados no histórico dos nós no momento em que são inseridos na rede, juntamente com estratégias que se baseiam nesse histórico para disseminar as mensagens. Alia-se também a ideia de que características sociais podem influenciar diretamente na estratégia de disseminação adotada, podendo ser usadas para agrupamento e repasse das mensagens até seus grupos e nós destinatários.

4.1 Entregas multicast para grupos de interesse

Este trabalho utiliza a técnica de disseminação de mensagens para grupos específicos como parte da estratégia para o aumento da taxa de entregas e diminuição dos custos do uso de recursos da rede.

Na primeira parte da estratégia de repasse usa-se a técnica multicast, entregas de mensagens para mais de um nó, com o objetivo de alcançar o grupo de nós com interesse indireto pela mensagem onde o nó destinatário está inserido. Após essa etapa, usa-se a entrega unicast para que a mensagem seja direcionada para o nó ao qual foi destinada.

Aliado ao multicast, foi empregado técnicas de clusterização para criar e classificar dois níveis de repasse de mensagens, utilizando como fator de agrupamento a característica social chamada de grupo de interesse, que associa a cada grupo de nós um número definido de interesses.

Algoritmos de clusterização baseados em aprendizagem de máquina organizam uma massa de dados em clusters, ou grupos de dados, de acordo com fatores de agrupamento. Um dos algoritmos mais populares e simples para descobrir estruturas em um grupo de dados chama-se K-Means [16]. Ele organiza os dados em clusters, sendo a quantidade de clusters, valor este que deve ser conhecido previamente.

O algoritmo Expectation-Maximization (EM), por sua vez, permite o aprendizado de parâmetros que regem a distribuição dos dados da amostra mesmo com a ausência de algumas características [3]. Isso permite que grupos de dados possam ser formados sem um conhecimento prévio do fator de agrupamento, encontrando o valor ótimo do número de clusters [25].

Este trabalho utiliza a combinação desses dois tipos de algoritmos para o projeto de uma estratégia de disseminação de mensagens em DTNs, conforme será apresentado. O conceito principal é criar grupos de nós que têm interesses em comum para potencializar os repasses das mensagens e aumentar a eficiência de entrega.

Sem perda de generalidade, dois nós pertencentes a grupos de interesses distintos (designados aqui por grupo 1 e grupo 2) desejam trocar mensagens. Admitindo-se que o nó do grupo 1 é o gerador da mensagem e o nó do grupo 2 o destinatário, o protocolo proposto procura entregar a mensagem a qualquer nó pertencente ao grupo de interesse do destinatário, pois um nó contido nesse grupo está mais propício a colaborar com o repasse, devido seu interesse pelo conteúdo da mensagem. Em seguida, o repasse da mensagem é realizado apenas entre os nós deste grupo até que, eventualmente, o nó destinatário seja alcançado. O objetivo é aumentar a taxa de entrega e diminuir o custo associado a essa entrega.

4.2 O protocolo

O protocolo proposto nesse trabalho utiliza grupos de interesses como fator de agrupamento para a formação de níveis de repasses de mensagem. A partir desses níveis, a mensagem gerada é repassada entre os nós pertencentes ao grupo que possui interesse indireto até o grupo onde o nó destinatário está contido. A partir do grupo de interesse direto, a mensagem é repassada até seu destinatário.

O protocolo proposto se baseia em 3 processos distintos para o repasse das mensagens até o destino: Classificação da mensagem gerada, agrupamento dos nós com interesse pela mensagem e repasse da mensagem entre os nós.

4.2.1 Modelagem dos atributos

Neste trabalho, temos um conjunto de i nós $N = \{N_1, N_2, \dots, N_i\}$. Para cada nó i , pode-se associar um ou mais interesses do conjunto finito $I = \{I_1, I_2, \dots, I_i\}$.

Cada interesse pode assumir um valor binário, onde 0 significa que um nó não possui o interesse e 1 significa que o nó possui aquele interesse. Então, representa-se que o nó (N_1) possui i interesses, como $N_1 < I_1, I_2, \dots, I_k >$. Assim, $N_1 < 0, 1 >$ representa que o nó N_1 está associado a dois interesses, I_1 e I_2 , mas só possui o interesse I_2 .

4.2.2 Classificação da mensagem

Cada mensagem gerada pelos nós de origem é classificada conforme 35 categorias de interesses presente no trace Infocom [10].

$$M_n = I[k] \quad (4.1)$$

onde:

M_n = Mensagem de índice n ;

I = Categorias de interesses;

k = Índice de classificação das categorias de interesse.

Ex: dado $I = \{\text{Content Distribution, Power Control, Service Overlays}\}$

$M1 = I[3]$, onde a categoria de interesse da mensagem $M1$ é a Service overlays.

4.2.3 Agrupamento dos nós

Para uma melhor estratégia de repasse das mensagens geradas até seus destinatários, são formados dois níveis de agrupamento de nós, nível 1 e nível 2, respectivamente interesse direto e indireto, como mostrado na Figura 9.

O nó gerador da mensagem é o responsável pela formação dos níveis de agrupamento. Assume-se que ele, assim como os outros nós pertencentes a rede, possui conhecimento de todas as categorias de interesse dos nós. Além disso, assume-se que os nós não mudam de categoria.

O nível 1 é composto por nós com interesse direto na mensagem gerada, isso ocorre quando o nó possui um único elemento em seu conjunto de interesses, o interesse de classificação da mensagem. O nível 2 é formado utilizando-se o clusteri-

zador EM para agrupamento dos nós e é composto por nós com interesse indireto a mensagem gerada. O interesse indireto ocorre quando um nó possui no seu conjunto de interesses, mais de um elemento diferente, sendo um deles a classificação da mensagem gerada.

O EM foi utilizado para a formação de grupos de nós na rede com um maior número de componentes pois levam em consideração, além do conjunto de interesse dos nós destinatários, o conjunto de interesse dos nós vizinhos, podendo ser maior que um. Ao contrário do EM, o K-MEANS utiliza apenas o conjunto do interesse do nós destino, restringindo-se apenas a um componente para agrupar seus nós.

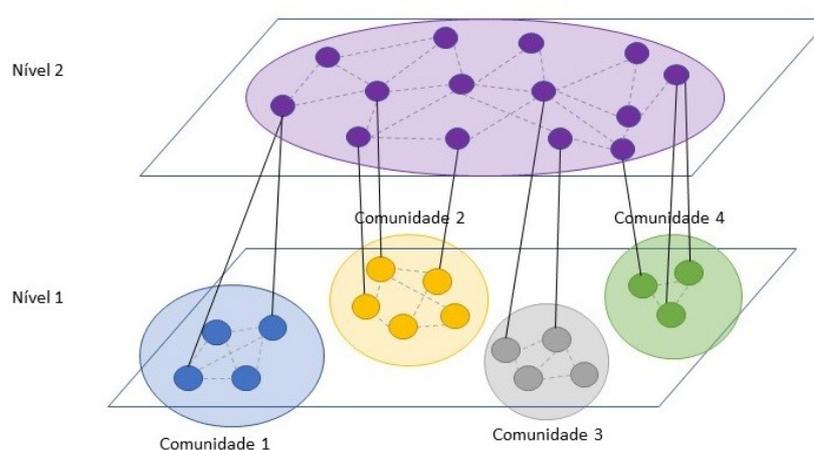


Figura 9 – Agrupamento em dois níveis

De acordo com a Figura 9¹, os nós são agrupados em comunidades onde seus componentes possuem interesses em comum. Esses agrupamentos não possuem nós intermediários entre eles no nível 1, ficando inviável o repasse das mensagens para nós pertencentes a outros agrupamentos. Por esse motivo, criou-se o nível 2, com nós que possuem interesse indireto nas mensagens geradas pelo nível 1, que possuem em seus grupos de interesses mais de um componente, sendo um deles igual a classificação da mensagem gerada.

No nível 2, os nós possuem mais interação entre eles pois são agrupados por mais de um tipo de interesse, aumentando o número de repasses de mensagens possíveis. Esse nível é usado como intermediador entre as comunidades que foram formadas.

Após a classificação da mensagem, o índice de classificação da mesma é enviado para o algoritmo clusterizador (que está distribuído em cada nó), que agrupa

¹ Fonte: Elaborado pelo autor

os nós presentes na rede de acordo com seus interesses pela mensagem e retorna o conjunto de nós destino e intermediário.

$$C = N | N_n \text{ possui interesse igual a } I[k] \quad (4.2)$$

Onde: C = Cluster de nós com o mesmo interesse;

N = Conjunto de nós pertencentes a rede;

n = Índice dos nós pertencentes ao conjunto de nós da rede;

I = Categorias de interesses;

k = Índice de classificação das categorias de interesses

Ex: $C = [5,8,15,23,27,31]$

O retorno da resposta do clusterizador é o conjunto de identificadores (D) dos nós que possuem o interesse pela categoria de classificação da mensagem.

4.2.4 Repasse entre os nós

O repasse das mensagens do nó de origem à comunidade de interesse e ao nó destinatário, acontece entre os nós que fazem parte de um grupo intermediário e um grupo principal que possuem interesse indireto e direto no conteúdo da mensagem gerada. Esses agrupamentos elegem os nós pertencentes aos grupos como bons repassadores já que os nós adjacentes a eles também possuem interesse pela mesma mensagem.

Algoritmo 1. Interest Cluster Transfer

```

1: InterestClusterTransfer(ClusterIntermediario, clusterPrincipal, noA, noB)
2:   if(noB == clusterIntermediario[n]) then
3:     repassaMensagem(noB.buffer, noA.mensagem)
4:   else

```

```
5:         if(noB == clusterPrincipal[n]) then
6:             repassaMensagem(noB.buffer, noA.mensagem)
7:         else
8:             encerraConexao(noA, noB)
9:     end if
10: end procedure
```

Na linha 1, o Algoritmo 1 recebe o conjunto de nós que foram agrupados. Os nós que compõe o grupo intermediário são representados por um vetor chamado **clusterIntermediario** e os nós que pertencem ao grupo principal são representados pelo vetor chamado **clusterPrincipal**, o nó originador ou encaminhador da mensagem (NoA) e o nó para o qual se pretende repassar a mensagem (NoB).

Na linha 2, ocorre uma verificação se o nó B está presente no conjunto de nós intermediários. Caso esteja presente, a mensagem é repassada a ele e atualiza-se a lista de mensagens entregues. Caso não seja verdade, na linha 5 verifica-se se o nó está contido no conjunto de nós principal, se for verdadeiro há repasse da mensagem ao nó. Se a verificação da linha 5 for falso, nó B não está contido no conjunto de nós intermediários e nem no conjunto de nós principal, a conexão entre os nós é encerrada e a mensagem continua com o nó A. Pela característica de mobilidade o nó A vai continuar a se movimentar até que eventualmente encontre algum nó pertencente ao grupo intermediário ou mesmo encontrando o grupo principal. Caso o nó A, mesmo com mobilidade, não encontre nenhum dos grupos, a mensagem é descartada.

5 Metodologia de avaliação

Nesta seção, apresenta-se a metodologia utilizada na avaliação dos algoritmos de clusterização e protocolos de disseminação de mensagens propostos nesse trabalho. O foco dessa avaliação é entender como o algoritmo de clusterização auxilia na formação dos grupos de interesses e influencia nas métricas de entrega de mensagens. No primeiro momento, apresentaremos os cenários usados nas simulações e em seguida, serão descritas as métricas utilizadas para avaliar o desempenho dos clusterizadores e protocolos.

5.1 Cenário das simulações

5.1.1 Conjunto de dados de mobilidade

As simulações tiveram como base para a mobilidade dos nós, o uso dos arquivos de trace chamados respectivamente Infocom [7] e Reality [13]. Estes conjuntos de dados foram selecionados por serem bastante citados nos trabalhos que abordam simulações de redes DTN e por possuírem densidades distintas, conforme mostra a Tabela 3, além de representar de forma mais próxima a mobilidade de pessoas em ambientes reais.

O trace Infocom possui 337.418 segundos de dados coletados referente ao experimento realizado durante o evento Infocom 2006, em Barcelona, que durou 4 dias. Este trace possui dados de contatos entre 4.725 nós juntamente com a classificação de assuntos de interesses, 35 categorias, que cada nó entre os IDs 21 a 99 se propôs a preencher em um formulário disponibilizando suas preferências por determinada categoria de assunto.

O trace Reality possui 16.979.816 segundos de dados coletados na universidade de Helsinki. Este trace possui 96 nós e seus respectivos históricos de contatos captados através de conexões entre os dispositivos móveis via bluetooth.

Tabela 2 – Conjunto de dados referentes aos traces de mobilidade

Trace	Dispositivos	Tipo de Rede	Num nós	Duração (s)
Infocom	Imotes	Bluetooth	4725	332418
Reality	Phone	Bluetooth	96	16979816

Fonte: Elaborado pelo autor

Os traces foram caracterizados segundo o total geral de contatos entre seus nós, número de contatos entre pares distintos de nós, total de contatos que não fizeram conexões entre os nós, total de contatos que fizeram conexão e permaneceram conectados por mais de 1 segundo, número médio de conexões por nó, densidade de contatos e média de número de contatos por nó. A métrica densidade de contatos pode ser definida como a relação entre os contatos efetivados e o número total de contatos possíveis no trace. A Tabela 3 mostra os índices verificados em cada trace.

Tabela 3 – Conjunto de dados referente a análise e caracterização dos traces

Parâmetros	Reality	Infocom
Total de Contatos	102588	227656
Contatos (tempo = 0)	44926	126505
Contatos (tempo > 0)	57629	101152
Densidade de Contatos	0,56	0,00123
Média de Contatos	19,85	9,03

Fonte: Elaborado pelo autor

Como pode ser percebido na Tabela 3, os cenários são bem distintos em quase todas as métricas analisadas. Através do resultado da análise, podemos classificar o trace Reality como um ambiente mais denso de contatos pois possui uma maior frequência de conexões e contatos entre os nós. Isso pode ser percebido nas métricas de média de conexões por nó, densidade de contatos e média de contatos, pois quando comparado ao trace Infocom, o Reality demonstra maior interação entre seus componentes da rede.

A Figura 10¹ mostra a formação dos contatos dos nós no trace Reality. As cores representam os grupos formados de acordo com o número de contatos entre os nós, e a distância entre os grupos representa a duração que tiveram ao longo do seu histórico. O tamanho dos círculos representa o número de conexões recebidas ou realizadas com outros nós, mostrando a variação e a distribuição desse tipo de ação entre os componentes da rede.

¹ Fonte: Elaborado pelo autor

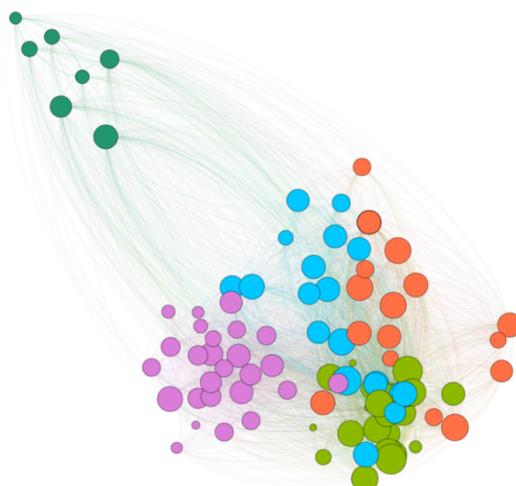


Figura 10 – Grafo de formação de contatos dos nós no trace Reality

Assim como verificado nas métricas contidos na Tabela 3, é possível perceber que há uma frequência de conexões mais constante entre os grupos, onde os nós pertencentes ao grupo verde ficam mais afastados, mas mesmo tendo poucas conexões com o restante dos grupos da rede, eles representam uma minoria de nós que formam a rede.

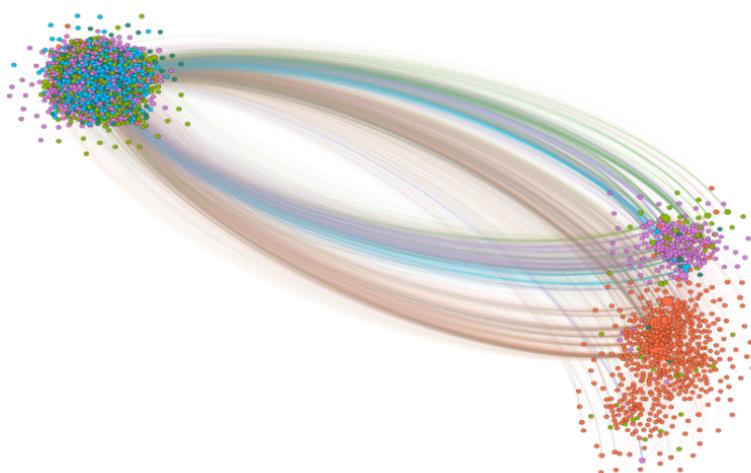


Figura 11 – Grafo de formação de contatos dos nós no trace Infocom

A Figura 11² mostra como o trace Infocom não possui uma regularidade de contatos entre os grupos formados em sua rede. É possível notar que há a formação de 3 blocos de grupos que possuem uma conexão mais próxima entre o grupo laranja e roxo, deixando o bloco azul um pouco mais isolada. Sendo que o bloco azul representa uma boa parte dos nós que compõem a rede do trace Infocom.

² Fonte: Elaborado pelo autor

5.2 Métricas de avaliação

O desempenho de uma rede DTN pode ser avaliada através da taxa média de entrega e atraso médio de entrega das mensagens [19]. Além disso, foram aplicadas outras métricas amplamente utilizadas em outros trabalhos encontrados na literatura, tais como [18], [24], [33].

Os clusterizadores foram avaliados em relação aos critérios de entrega das mensagens geradas ao grupo e uso de recurso disponível. Foi simulado o uso do k-means e EM, em conjunto com protocolo de roteamento de mensagens proposto, para comparação dos resultados nos dois cenários usados, Infocom e Reality.

Para a formação dos clusters pelos algoritmos k-means e EM foi usado o fator “número de interesses por nó”. Na avaliação do desempenho dos clusterizadores foram utilizadas as seguintes métricas:

- Percentual de entregas individuais – referente ao percentual de entregas de mensagens geradas para um único nó destino, conforme a equação 4.1;

$$PercentEntregaIndividual = \frac{A}{B} \quad (5.1)$$

Onde:

A = qtda. de mensagens entregues

B = qtda. de mensagens criadas

- Percentual de entregas para grupo – referente ao percentual de entregas de mensagens aos membros dos grupos de interesses formados, conforme a equação 4.2;

$$PercEntregaGrupo = \frac{C}{D} \quad (5.2)$$

Onde:

C = qtda. de mensagens entregues

D = qtda. de nós pertencentes ao grupo aos membros dos grupos

- Custo médio por mensagens geradas – a relação entre as mensagens geradas e o número de repasses realizados das mesmas.

$$CustoMedio = \frac{E}{F} \quad (5.3)$$

Onde:

E = qtda. de mensagens geradas

F = qtda. de repasses da mensagem gerada

Também foi implementado nesse trabalho os algoritmos Bubble Rap e Prophet, para comparação de desempenho nos cenários propostos.

O protocolo Bubble Rap foi escolhido como protocolo a ser comparado, juntamente com seus cenários, pois seu artigo foi citado até o momento, 2089 vezes em outros trabalhos que abordam a criação de clusters ou comunidades para o repasse de mensagens DTN. Por esses motivos o Bubble Rap é o protocolo mais frequentemente adotado como referência devido ao seu ótimo desempenho.

O algoritmo Prophet também foi escolhido como protocolo a ser comparado porque usa o histórico de contatos e duração das conexões entre os nós para identificar quais deles possuem mais interação, formando indiretamente agrupamentos entre os nós da rede, e calcula a probabilidade de encontro com o nó destinatário para o repasse de mensagens. O mesmo também é usado como protocolo a ser comparado no trabalho em que o Bubble Rap foi desenvolvido.

O desempenho do protocolo proposto foi mensurado através das métricas de avaliação usadas amplamente em outros trabalhos, isto é:

- Taxa de entregas – a proporção de mensagens recebidas pelos nós de destino em relação ao número de mensagens geradas nos nós de origem, conforme equação 4.1.
- Atraso de entrega – o intervalo de tempo médio entre o evento de envio e o recebimento da mensagem.

$$AtrasoEntrega = G - H \quad (5.4)$$

Onde:

G = Instante de tempo de entrega da mensagem

H = Instante de tempo de envio da mensagem

- Média de saltos – número médio de nós intermediários que receberam e repassaram a mensagem até seu destino.

$$MediaSaltos = \frac{I}{J} \quad (5.5)$$

Onde:

I = Total de saltos por mensagem entregue

J = Total de mensagens entregues

- Custo médio – o número médio de repasses por mensagens entregue ao destino, conforme equação 4.3.
- Eficiência de Entrega – é a relação entre taxa de entrega e o custo médio.

$$EficienciaEntrega = \frac{K}{L} \quad (5.6)$$

Onde:

K = Taxa de entrega de mensagens

L = Custo de entrega de mensagens

5.3 Implementação

Para avaliação do protocolo proposto neste trabalho, foram realizadas simulações usando o simulador ONE (Opportunistic Network Environment) [20], um ambiente de simulação de eventos discretos, específico para DTN.

O One é uma ferramenta open source, desenvolvida na linguagem de programação Java, especificamente para simular cenários onde funcionam redes DTN, conforme mostrado na Figura 12³. Possui suporte a modelos de mobilidade extraídos de ambientes reais para simular a mobilidade dos nós da rede, troca de mensagens, roteamento, protocolo de aplicações, etc. Ele é projetado de forma modular, podendo estender suas funcionalidades a novas classes e funções a serem implementadas.

O funcionamento do simulador depende inicialmente da construção e configuração de um cenário, que por sua vez, possui alguns elementos necessários obrigatórios como:

³ Fonte: <https://www.netlab.tkk.fi/tutkimus/dtn/theone/>

- Grupo de nós: São grupos formados pelos nós com mesmas características, que podem ser configurados com determinados dados para um comportamento similar. Ex: velocidade de deslocamento, taxa de transmissão de pacotes, tamanho do buffer, etc. Cada grupo de nós é identificado por um prefixo de ID particular, caracterizando assim o tipo de nó que está simulando, por exemplo, p21, onde “p” significa “pessoas” e o número corresponde ao ID individual do nó. Um grupo de nós pode simular comportamentos de pessoas, carros, ônibus, ciclistas e etc.
- Eventos: Se referem as mensagens que são geradas em tempo de execução na simulação. Podem ser configurados o tamanho de cada mensagem gerada, intervalo de criação, tempo de expiração da mensagem. Dessa forma é possível que se automatize o processo de criação e distribuição das mensagens geradas de sua origem até seus nós destinatários.
- Protocolos de roteamento: Os protocolos especificam como os nós vão se comunicar entre si, distribuindo as mensagens geradas de acordo com a política adotada por cada protocolo, com o objetivo de entregar a mensagem até seu nós destinatários. No ONE já estão implementados os protocolos Epidemic, Spray and Wait, MaxPro e PRoPHET, como base para as simulações.

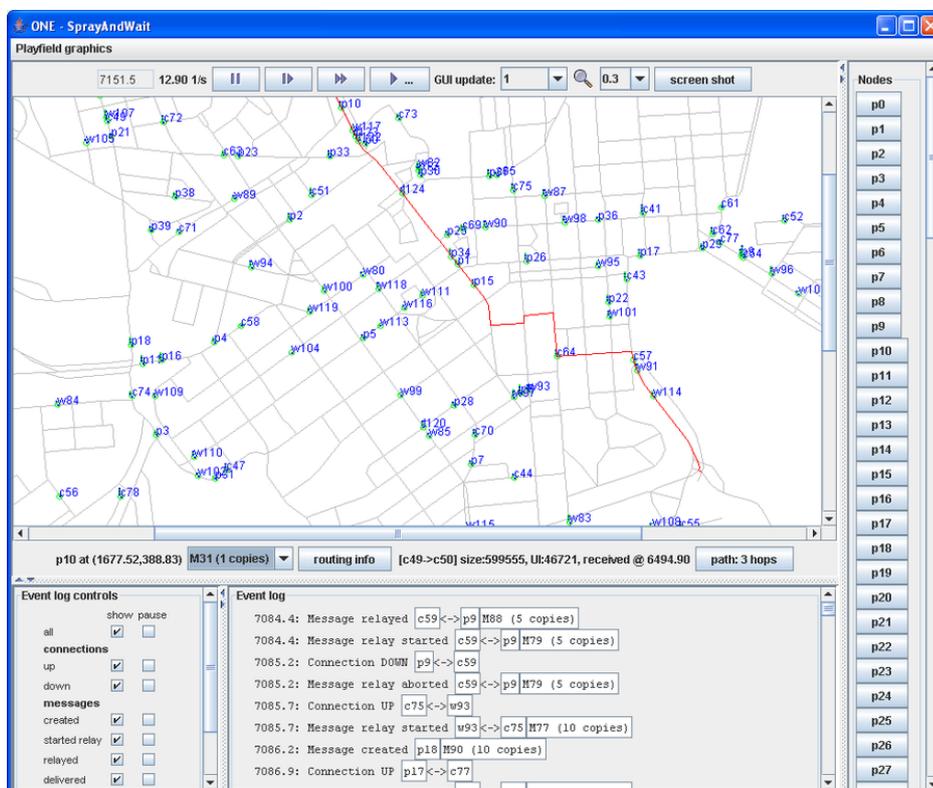


Figura 12 – Interface gráfica do simulador The ONE

Para a implementação do protocolo proposto neste trabalho, foram modificadas algumas classes bases do simulador e criadas novas afim de mostrar o funcionamento da proposta nos cenários descritos anteriormente. Seguem abaixo os arquivos modificados e a descrição de suas funcionalidades no protocolo:

- `MessageCreateEvent.java`: Esse arquivo teve seu código fonte modificado de acordo com a necessidade deste trabalho e se tornou o arquivo responsável por receber a solicitação de criação de uma mensagem em tempo de execução da simulação, gerar a mensagem e classificar de forma aleatória dentro do conjunto de classificação apontado nos arquivos de trace. Também possui a tarefa de enviar aos clusterizadores a classificação da mensagem para que os mesmos possam fazer o agrupamento dos nós, após isso o arquivo fica encarregado de liberar a mensagem em seu nó de origem para ser liberada para o repasse.
- `GPDMI.java`: Arquivo criado para este trabalho e possui as atribuições de receber a solicitação de gerar o agrupamento dos nós, tanto para o nível 1, quanto para o nível 2.

Para a geração do nível 1 e nível 2, o arquivo `GPDMI.java` recebe os dados referentes ao ID da mensagem gerada, o número de interesses que irão ser considerados para a clusterização (k) e o array de classificação da mensagem que foi gerada. A partir do número de interesses que são repassados, é instanciado o arquivo de treinamento necessário para a análise e clusterização por parte dos clusterizadores para a realização dos agrupamentos. Esses dados por sua vez são repassados para a classe dos clusterizadores que farão suas atividades tendo como resultado o número de nós pertencentes ao grupo formado no nível 1 e 2, bem como seus respectivos IDs.

Nessa classe também foi implementado a função de verificação dos nós que estão contidos em cada agrupamento e níveis. É repassado para a função o ID do nó que se quer consultar e retorna-se a informação sobre em qual grupo e nível o nó está contido.

- `ActiveRouter.java`: Nesse arquivo ocorrem a detecção de contato entre os nós e se os mesmos possuem condições suficientes para o repasse e recebimento das mensagens geradas. Por padrão contido no simulador, são verificados dados a respeito do espaço de armazenamento livre nos buffers dos nós, tempo intermediário de contato entre o nó emissor e receptor, assim como outros dados que são cruciais para o repasse da mensagem.

A classe foi modificada para adicionar a verificação sobre a localização dos nós emissor e receptor e assim acrescentar a política de repasse das mensagens mais um

critério contido na proposta desse trabalho. O repasse somente irá acontecer se houver interesse direto ou indireto por parte do nó receptor, dependendo da sua localização nos agrupamentos formados ou nos níveis 1 e 2.

- `Clusterer.java`: Arquivo que contém a implementação dos clusters contidos na `library weka.jar`. Possui dois métodos principais, o `evaluateInstance`, que recebe um `array` de inteiros e avalia quais os clusters que se assemelha a este conjunto de dados. Nesse caso esse método é usado para encontrar os agrupamentos de nós que mais se assemelham a classificação da mensagem, sendo possível gerar agrupamento de nós que possuem interesse direto ou indireto na mensagem gerada, rotulando os grupos formados. O método `getMeansClusterElements` recebe o nome do cluster ou grupo e retorna quais instância ou nós estão contidos no cluster. Nesse caso, é usado esse método para retornar os IDs dos nós que fazem parte desse agrupamento ou que tem interesse direto ou indireto na mensagem gerada.

5.4 Projeto de experimentos

O experimento contou com apenas um tipo de nó que representou pessoas, tendo sua movimentação extraída dos arquivos de `traces` juntamente com seus contatos e duração dos mesmos. Cada nó foi simulado com uma interface de comunicação sem fio bluetooth, com taxa de transmissão de 250 Kb, alcance do raio de transmissão de 10 metros, sendo as conexões entre os nós de maneira oportunista.

Cada nó pertencente a rede foi carregado com o arquivo de classificação de interesses em memória, ao início de cada simulação, para que fosse possível que os mesmos pudessem realizar os agrupamentos necessários por grupo de interesse. Nesse trabalho cada nó possui a sua classificação de interesse que não é mutável durante a simulação.

Não existiam registros de interesses dos nós no `trace Reality`. Sendo assim, foi usado como base do conjunto de interesses os registros contidos no `trace Infocom` e distribuído através da classe `Random`, disponível na linguagem de programação java, os registros de interesses aos nós do `Reality`. A classe `Random` é usada para gerar um fluxo de números pseudo-aleatórios, usando uma semente de 48 bits, que é modificada usando uma fórmula congruente linear [Knuth].

Cada simulação realizada nos diferentes `traces` de mobilidade foi repetida 20 vezes, variando o número de mensagens geradas em cada rodada, para que houvesse confiança estatística, onde seus nós de origem e destino foram escolhidos usando a classe `Random` disponível na linguagem java, citada anteriormente.

Devido a limitada capacidade de armazenamento dos nós simulados, foi escolhido como política de gerenciamento de buffer o *Drop Oldest*, que descarta a mensagem mais antiga armazenada caso aconteça uma sobrecarga no recurso de armazenamento.

Para implementação do algoritmo de clusterização foi usado o ONE Simulator a biblioteca “weka.jar” juntamente com dois algoritmos de clusterização, K-Means e EM, respectivamente. Os mesmos utilizam o conceito de aprendizagem não supervisionada para fazer agrupamentos, através da análise nos padrões dos dados de entrada tendo como parâmetro a distribuição no espaço.

Observou-se o desempenho de cada clusterizador e em seguida o desempenho dos dois clusterizadores em conjunto juntamente com o protocolo proposto, em comparação com os protocolos de roteamento Bubble Rap e Prophet.

5.4.1 Experimentos com clusterizadores individuais

Os experimentos realizados nesta seção tiveram com base o uso de apenas um único clusterizador para avaliação de seus desempenhos quanto a formação dos agrupamentos ou comunidades e a relação com o número de entregas das mensagens geradas aos nós destinatários em cenários diversos.

O clusterizador K-Means e EM foram usados como base para a realização do agrupamento dos nós contidos na rede e criação dos níveis necessários para o repasse das mensagens.

Nesses experimentos foi usado um fator de clusterização, sendo K assumindo valores iguais a 1, 5, 10, 15, 20, 25 e 30. K, em nossos experimentos, equivale ao número de interesses dos nós a ser levado em consideração para comparação de similaridade entre eles e agrupamento.

Para cada variação de K nesses experimentos, foi realizado a repetição do mesmo dez vezes. Exemplo, para o interesse K igual a 5, o experimento foi repetido dez vezes para a obtenção dos resultados da simulação.

Também foi acrescentado as simulações o fator de entrega de mensagens ao grupo, onde a mensagem gerada também é destinada ao grupo onde o nó destinatário está contido. Para cada mensagem gerada, além do nós destinatário sendo variado, o grupo destinatário também é variado de forma aleatória.

5.4.2 Experimentos com combinações de clusterizadores

Os experimentos realizados com resultados em outra seção tiveram o objetivo de combinar os dois clusterizadores, K-Means e EM, para a realização do agrupamento

dos nós e criação dos dois níveis de repasse das mensagens para a implementação do protocolo proposto neste trabalho. A combinação dos dois clusterizadores se deu pelos resultados apresentados nos experimentos que serão mostrados sessão 5.1.

Foi comparado o desempenho entre o protocolo proposto e os protocolos Bubble Rap e Prophet nos seguintes aspectos: Como se deu a formação dos agrupamentos dos nós diante das características dos traces de mobilidade e como isso afeta no uso dos recursos disponíveis da rede, número de nós em cada agrupamento, para repasse e entrega das mensagens geradas.

Nesses experimentos o clusterizador K-Means foi utilizado para a formação do nível 1, tendo como fator de agrupamento os valores de K igual a 1, 5, 10, 15, 20, 25 e 30. O clusterizador EM foi empregado para a criação do nível 2.

Os experimentos realizados para avaliação do protocolo Bubble Rap, Prophet tiveram como base os mesmos cenários utilizados nos experimentos realizados com o protocolo proposto neste trabalho. Para cada cenário foram realizadas dez execuções de simulações, os demais parâmetros contidos nessas execuções seguiram as mesmas configurações descritas no início desta seção.

5.5 Métodos estatísticos

Toda variável aleatória, em nosso caso a ocorrência de determinado comportamento de entregas, assume uma distribuição de frequências na totalidade das amostras coletadas, e podem ter formas variadas. As distribuições de frequência são distribuições de probabilidade, onde para um evento teremos uma probabilidade de ocorrência associada [22].

A distribuição Normal é uma das mais importantes distribuições de probabilidades da estatística, conhecida também como Distribuição de Gauss ou Gaussiana. Essa denominação, “normal”, se refere a curva matemática que traduz fenômenos normalmente encontrados na natureza.

É representada por um gráfico simétrico, em formato de sino, e que pode ser descrito pela função densidade de probabilidade. Esta equação é especificada por dois parâmetros: a média populacional, $\mu \in \mathbb{R}$, e o desvio padrão populacional, $\sigma > 0$, ou o equivalente a variância populacional, σ^2 [[11].

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}}{\sigma\sqrt{2\pi}}, x \in \mathbb{R} \quad (5.7)$$

Uma grande quantidade de métodos estatísticos, estimações e testes de hipóte-

ses por exemplo, tem a suposição da normalidade das suas variáveis aleatórias como exigência para a realização de muitos testes de inferência. Isto significa que precisa haver a prova de que os dados possuem a distribuição normal antes da aplicação do teste de inferência. Estes procedimentos foram feitos em nosso trabalho e serão apresentados mais a diante.

Os testes estatísticos são divididos em dois grupos, onde um deles fundamenta seus cálculos na premissa de que a distribuição de frequência dos erros amostrais é normal, as variâncias são homogêneas e os erros são independentes. O cumprimento dessas premissas fundamenta a utilização de testes paramétricos, que usam como base a média e o desvio-padrão como parâmetros que definem as populações que apresentam distribuição normal.

O valor numérico calculado pelo teste deve ser comparado aos valores críticos pertencentes as tabelas apropriadas a cada um deles. Essas tabelas associam dois parâmetros que podem situar o valor crítico para cada teste: nível de probabilidades (usualmente 5% [$\alpha = 0,05$], ou 1% [$\alpha = 0,01$], e o número de graus de liberdade das amostras comparadas.

Os valores calculados no teste, se menores aos valores tabelados, indicam que as amostras não podem ser consideradas diferentes se comparadas a amostras iguais. Isso estaria configurado o que se chama de não-significância estatística, ou de aceitação da hipótese zero, ou de nulidade (H_0).

Porém, se o valor calculado no teste for igual ou maior que o valor pertencente a tabela do teste, é aceito a chamada hipótese alternativa (H_1), ou seja, a hipótese que as amostras não podem ser consideradas estatisticamente iguais, diz-se que há significância estatística.

Em nosso caso, as médias amostrais precisam ser comparadas através da Análise de Variância (ANOVA) para verificar se existe diferenças estatísticas significantes entre as amostras. Para isso é preciso verificar seus pressupostos, ou seja, homogeneidade (Bartlett), normalidade (Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk) e independência dos resíduos (Qui-quadrado de Pearson). Caso apenas uma dessas condições não sejam atendidas, a ANOVA não será válida, sendo um teste não-paramétrico indicado para a análise, teste de Friedman.

Sendos todos os pressupostos da ANOVA atendidos e seu p-valor menor que o nível de significância do teste, é assumido que existe diferença significativa entre as amostras. Para identificação de quais amostras realmente existe diferença, é aplicado o teste de Tukey. Caso o p-valor da ANOVA seja maior que o nível de significância, é assumido que não há diferença significativa entre as amostras.

5.5.1 Homogeneidade de variância – Teste de Bartlett

A homogeneidade das variâncias é uma das premissas para o bom desempenho dos testes paramétricos. Isso não implica que as variâncias precisem ser necessariamente iguais, mas que precisam estar em uma faixa de tolerância em torno de qualquer suposta igualdade. O que os testes exigem, é que as variâncias não sejam discrepantes a ponto de passar do limite de tolerância. Isso caracteriza os grupos das amostras de forma a direcioná-los a tratamentos estatísticos mais convenientes, sendo o ponto de partida para resultados estatísticos válidos.

Para a compreensão dos seus princípios, são formuladas as seguintes hipóteses a partir de grupos de amostras obtidos [1]:

$$H0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2$$

H1: pelo menos um dos σ^2 's é diferente

Onde σ_i^2 representa a variância de cada um dos conjuntos das amostras, sendo testadas através de cálculos pertinentes, qual das hipóteses acima é verdadeira.

Um dos testes mais utilizados nos testes de variância é o teste de Bartlett, para a execução dos testes, faz-se os seguintes passos:

- Cálculo das k variâncias amostrais $S_1^2, S_2^2, S_3^2, \dots, S_k^2$, das amostras de tamanho $n_1, n_2, n_3, \dots, n_k$, com:

$$\sum_{i=1}^k n_i = N \quad (5.8)$$

- Combinação das variâncias amostrais para o fornecimento das estimativas:

$$S_p^2 = \frac{\sum_{i=1}^k (n_i - 1) s_i^2}{N - k} \quad (5.9)$$

- Cálculo do valor de b, que corresponde ao valor da variável aleatória B e possui uma distribuição χ^2 com k-1 graus de liberdade.

$$b = \frac{(N - k) \ln s_p^2 - \sum_{i=1}^k (n_i - 1) \ln s_i^2}{1 + \frac{1}{a(k-1)} \left[\sum_{i=1}^k \frac{1}{n_i - 1} - \frac{1}{N - k} \right]} \quad (5.10)$$

O denominador é grande quando as variâncias amostrais diferem significativamente, e igual a zero quando todas as variâncias amostrais são iguais. Dessa forma, rejeita-se H_0 ao nível de significância α quando:

$$b \geq X_{\alpha, k-1}^2 \text{ ou } p - \text{valor} \geq \alpha \quad (5.11)$$

5.5.2 Normalidade das amostras – Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk

Uma grande parte dos problemas que possuem resolução estatística são tratados com a hipótese de que os dados amostrais são retirados de uma população com uma distribuição de probabilidade específica. Em nosso caso, os dados amostrais foram retirados de uma população com distribuição desconhecida e estamos interessados em testar hipóteses sobre a média desta população. Nesse sentido, surge a necessidade de certificarmos sobre a normalidade das amostras e se essa suposição pode ser assumida.

Para testar a suposição da normalidade dos dados foi considerado dois testes: Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk[30].

O test de Kolmogorov-Smirnov (KS) pode ser utilizado para avaliar as hipóteses:

H0: Os dados seguem uma distribuição normal

H1: Os dados não seguem uma distribuição normal

O KS baseia-se na distância máxima entre uma função de distribuição empírica (ECDF) e uma função de distribuição cumulativa normal:

$$D_{n=sup_x} |F(x) - F_n(x)| \quad (5.12)$$

- $F(x)$ representa a função de distribuição cumulativa teórica assumida para os dados;
- $F_n(x)$ representa a função de distribuição acumulada empírica dos dados.

Dados os N pontos de dados ordenados X_1, X_2, \dots, X_n , o ECDF é definido como:

$$F_n(x) = \frac{n(i)}{N} \quad (5.13)$$

Onde $n(i)$ é o número de pontos menor que X_i e o X_i é ordenado de menor para o maior valor.

O teste de Kolmogorov-Smirnov é definido como:

$$D = \max_{1 \leq i \leq N} \left(F(Y_i) - \frac{i-1}{N}, \frac{i}{N} - F(Y_i) \right) \quad (5.14)$$

Onde F é a distribuição cumulativa teórica da distribuição que está sendo testada, que deve ser uma distribuição contínua, e deve ser totalmente especificada.

A hipótese sobre a forma de distribuição é rejeitada se a estatística de teste D , for maior que o valor crítico obtido na tabela referente ao teste, dessa forma rejeita-se H_0 , ou p-valor $> \alpha$.

Para a realização do teste de Shapiro-Wilk, podemos formular as hipóteses:

H_0 : Os dados seguem uma distribuição normal

H_1 : Os dados não seguem uma distribuição normal

Após a ordenação das n observações da amostra, calcular a constante b :

$$b = \begin{cases} \sum_{i=1}^{\frac{n}{2}} a_{n-i+1} \times (x_{(n-i+1)} - x_{(i)}) & \text{se } n \text{ for par} \\ \sum_{i=1}^{\frac{n+1}{2}} a_{n-i+1} \times (x_{(n-i+1)} - x_{(i)}) & \text{se } n \text{ for ímpar} \end{cases} \quad (5.15)$$

Em que a_{n-i+1} são constantes geradas pelas médias, variâncias e covariâncias das estatísticas de ordem de uma amostra de tamanho n de uma distribuição normal.

Calcular a estatística W dada por:

$$W = \frac{b^2}{\sum_{i=1}^n (x_{(i)} - \bar{x})^2} \quad (5.16)$$

Caso $W_{calculado} < W_{\alpha}$ ao nível de significância α ou p-valor $> \alpha$, a hipótese H_0 é rejeitada.

5.5.3 Independência dos Resíduos – Qui-quadrado de Pearson

É um teste de hipóteses que se destina a encontrar um valor da dispersão para duas variáveis, avaliando a associação existente entre elas[27].

As hipóteses a serem testadas são as seguintes:

H_0 : As frequências observadas não são diferentes das frequências esperadas. Portanto, não há associação entre os grupos.

H_1 : As frequências observadas são diferentes das frequências esperadas. Portanto, há associação entre os grupos.

A seguinte fórmula foi proposta para medir as discrepâncias entre as proporções observadas e esperadas:

$$\chi^2 = \sum \left[\frac{(o - e)^2}{e} \right], \text{ ou } \chi^2 = \sum \left[\frac{d^2}{e} \right] \quad (5.17)$$

Em que,

- o = frequência observada para cada classe.
- e = frequência esperada para aquela classe.
- d = (o - e) ou desvio (d)

Para os procedimentos do teste é necessário obter duas estatísticas denominadas χ^2 calculado e χ^2 tabelado. Assim o χ^2 calculado é obtido a partir dos dados experimentais, levando em consideração os valores observados e os esperados, tendo em vista a hipótese. Já o χ^2 tabelado depende do número de graus de liberdade e do nível de significância adotado para o teste.

A aceitação ou rejeição da hipótese é feita comparando-se os dois valores de χ^2 .

- Se χ^2 calculado $>$ ou $=$ χ^2 tabelado: Rejeitase H_0 .
- Se χ^2 calculado $<$ χ^2 tabelado: Aceita-se H_0 .
- Se χ^2 calculado $>$ α : Aceita-se H_0 .

5.5.4 Análise de Variância - ANOVA

A ANOVA ou Análise de Variância é um método usado para testar a igualdade de três ou mais médias populacionais, baseado na análise das variâncias amostrais. Os pressupostos para a análise de variância são:

- As amostras são independentes.
- As amostras têm distribuição normal.
- As variâncias populacionais são iguais.

As hipóteses nula e alternativa da análise a serem testadas são:

H_0 : a média de todas as populações são iguais.

H_1 : nem todas as médias populacionais são iguais, ou seja, pelo menos uma média é diferente das demais.

A análise de variância, baseia-se na decomposição da variação total da variável resposta em partes que podem ser atribuídas aos tratamentos (variância entre) e ao erro experimental (variância dentro).

Um tratamento é um objeto que se deseja medir ou avaliar em um experimento. Normalmente é utilizado em um experimento mais de um tratamento, como exemplo de tratamento podemos citar a taxa de entrega dos protocolos estudados neste trabalho.

Essa variação pode ser medida por meio das somas de quadrados definidas para cada um dos seguintes componentes:

$$SQ_{Total} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J y_{ij}^2 - C, \text{ em que } C = \frac{(\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J y_{ij})^2}{IJ} \quad (5.18)$$

$$SQ_{Total} = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J y_{ij}^2 - C, \text{ em que } C = \frac{(\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J y_{ij})^2}{IJ} \quad (5.19)$$

$$SQ_{Trat} = \frac{\sum_{i=1}^I y_i^2}{j} - C \quad (5.20)$$

E a soma dos quadrados dos resíduos pode ser obtida pela diferença:

$$SQ_{Res} = SQ_{Total} - SQ_{Trat} \quad (5.21)$$

Onde SQ_{Trat} , também chamada de variação Entre, é a variação existente entre os diferentes tratamentos. SQ_{Res} , também chamada de variação Dentro, é a função das diferenças existentes entre as repetições de um mesmo tratamento. Os quadrados médios podem ser calculados da seguinte forma:

$$QM_{Trat} = \frac{SQ_{Trat}}{(I-1)} \text{ e } QM_{Res} = \frac{SQ_{Res}}{(I(J-1))} \quad (5.22)$$

Essas somas de quadrados podem ser organizadas em uma tabela, denominada tabela de análise variância[27], como apresentado na Tabela 4 .

Tabela 4 – Tabela de análise de variância

Causas de variação	Graus de liberdade	Soma de Quadrados	Quadrados Médios	F calculado
Tratamentos	I-J	SQTrat	QMTrat	
Resíduo	I(J-1)	SQRes	QMRes	QMTrat/QMRes
Total	IJ-1	SQTotal		

Fonte: Elaborado pelo autor

As hipóteses podem ser validades comparando $F_{calculado}$ e $F_{tabelado}$. A hipótese H_0 é rejeitada se $F_{calculado} > F_{tabelado}$ ou $p\text{-valor} < \alpha$, ou seja, existem evidências de diferença significativa entre pelo menos um par de médias de tratamentos. Caso contrário, não rejeitamos a hipótese H_0 , ou seja, não há evidências de diferença significativa entre os tratamentos.

5.5.5 Teste de comparação múltipla - Teste de Tukey

O teste de Tukey baseia-se na Diferença Mínima Significativa (DMS). O cálculo estatístico do teste é dado da seguinte forma:

$$\Delta = q_{k,gl,\alpha} \sqrt{\frac{QMRes}{r}} \quad (5.23)$$

Em que, q é a amplitude total studentizada, k é o número de tratamentos, gl graus de liberdade, α é o nível de significância, $QMRes$ é o quadrado médio do resíduo, e r é o número de repetições. Se o contraste for maior que Δ , então as médias se diferem ao nível de significância ou $\Delta < \alpha$.

5.5.6 Teste de Friedman

Quando os pressupostos de normalidade não estão assegurados o teste de Friedman é uma alternativa não paramétrica para os testes de experimentos em blocos ao acaso (RBD – Randon Blocks Design). Este teste se utiliza do ranqueamento dos dados ao invés de seus valores para o cálculo da estatística de teste.

A hipótese nula e alternativa da análise a serem testadas são:

H_0 : as amostras são estatisticamente iguais.

H_1 : nem todas as amostras são estatisticamente iguais, ou seja, pelo menos uma amostra é diferente das demais.

Para o cálculo do teste de Friedman, é ordenado as k observações, da menor para a maior, de forma separada em cada um dos b blocos e atribuímos os ranks $\{1, 2, \dots, k\}$ para cada bloco da tabela de observações. Sendo $r(X_{ij})$ o rank da observação X_{ij} definimos a soma de todos os ranks da coluna j :

$$R_j = \sum_{i=1}^b r(X_{ij}), 1 \leq j \leq k. \quad (5.24)$$

Se a hipótese nula é verdadeira, o valor esperado de R_j é $ER_j = b(k+1)/2$. Desta forma a fórmula a seguir é intuitiva para revelar as diferenças entre os tratamentos:

$$\sum_{j=1}^k \left(R_j - \frac{b(k+1)}{2} \right)^2 \quad (5.25)$$

A estatística do teste de Friedman é dada por:

$$S = \frac{12b}{k(k+1)} \sum_{j=1}^k \left(\frac{R_j}{b} - \frac{k+1}{2} \right)^2 = \left[\frac{12}{bk(k+1)} \sum_{j=1}^k R_j^2 \right] - 3b(k+1) \quad (5.26)$$

Nesse caso, ao nível de significância α , rejeitamos a hipótese nula se $S \geq S_\alpha$ ou $p\text{-valor} > \alpha$, ou seja, nem todas as amostras não são estatisticamente iguais, pelo menos uma é diferente das demais. Caso contrário, aceitamos a hipótese nula.

5.5.7 Teste de DUNN

O teste de DUNN se baseia em testar a significância dos pares de diferenças através das desigualdades.

$$|R_{1.} - R_{j.}| \geq Z_{\left(\frac{\alpha}{k(k-1)}\right)} \sqrt{\frac{N(N+1)}{12} \left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j} \right)} \quad (5.27)$$

Em que:

- n_i e n_j são os tamanhos da amostra dos grupos i e j respectivamente;

- $N = n_1 + n_2 + \dots + n_k$ o número total de elementos considerados em todas as amostras;
- R_i e R_j é o efeito dos postos (ranks) dos grupos i e j respectivamente;
- $R_i - R_j$ é a diferença observada;
- $Z_{\alpha k(k-1)N(N+1)/12(n_i+1)n_j}$ é a diferença crítica.

As hipóteses levantadas são as seguintes:

$$H_0: \tau_1 = \tau_2 = \dots = \tau_k$$

$H_1: \tau_1, \tau_2, \dots, \tau_n$ não são todos iguais

6 Resultados e discussão

Nesta seção, apresentamos os resultados obtidos nas simulações, comparando o desempenho de cada um dos algoritmos de clusterização usados em diferentes cenários. As simulações foram realizadas usando somente o K-Means, somente o EM e a combinação entre K-Means e EM. Após a comparação entre os clusterizadores, apresenta-se os resultados entre o protocolo de roteamento proposto e os protocolos Bubble Rap e Prophet.

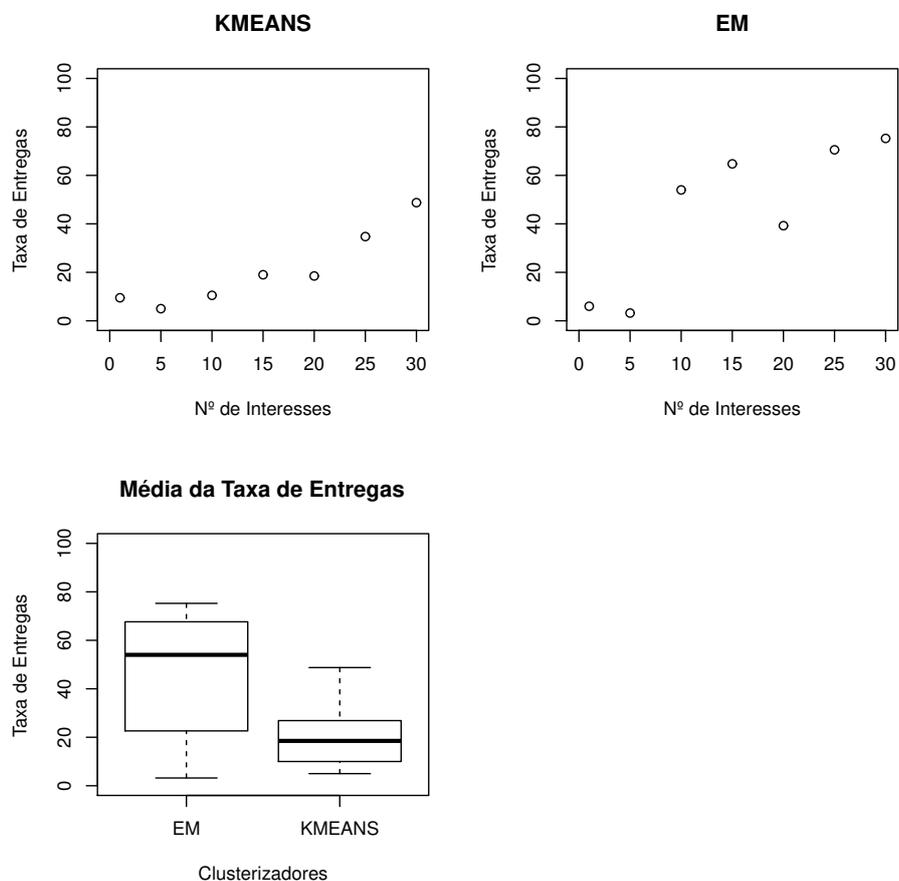


Figura 13 – Taxa de entrega de mensagens no cenário Reality

6.1 Desempenho dos clusterizadores

Os algoritmos de clusterização foram empregados junto ao protocolo de disseminação a fim de agrupar os nós conforme seus interesses, formando assim os níveis de repasse de mensagens. Os clusterizadores foram submetidos a simulações tendo como base os traces Reality e Infocom sendo possível comparar os seus desempenhos em função dos resultados obtidos.

6.1.1 Percentual de mensagens entregues individuais

A Figura 13 apresenta a taxa de entrega de mensagens para um único nó, escolhido de forma aleatória, no trace Reality. Apresentamos a relação entre a taxa de entrega em relação ao número de interesses usados para agrupamento dos nós.

A Figura 13 mostra a taxa mais elevada de entregas registrada pelo EM igual a 75,25%, em comparação ao K-means que obteve sua melhor taxa igual a 48,75%.

Ao observar os valores apresentados, pode-se notar o aumento progressivo do percentual de entregas junto ao número de interesses para a realização do agrupamento dos nós. Com o número de interesses igual a 20, houve uma queda na tendência de crescimento nos percentuais, o que pode ser interpretado como um número menor de nós que possuem interesses igual a 20, o que refletiu na formação dos clusters e consequentemente no número de nós disponíveis para repasses.

O K-Means, por sua vez, esteve abaixo do EM no percentual de entregas das mensagens, mas é observado o crescimento gradual e constante com relação ao aumento do número de interesses neste cenário. Seu melhor resultado esteve próximo a 50% quando o número de interesses esteve igual a 30.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador EM, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 5 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega por clusterizador do trace Reality

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances	Pearson's Chi-squared test
D = 0.1183, p-value = 0.9764 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 2.1644, df = 1, p-value = 0.1412	X-squared = 182, df = 169, p-value = 0.234

Elaborado pelo autor

Como verificado na Tabela 5, todos os resultados de p-valor foram maiores que α , dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para as taxas amostrais.

Tabela 6 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega por clusterizador do trace Reality

Causa de variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	Valor de F	Probabilidade de significância
Clusterizadores	1	1991.8	1991.8	10.463	0.0079502
Nº de interesses	1	4712.7	4712.7	24.754	0.0004185
Residuals	11	2094.2	190.4		

Elabora pelo autor

Conforme o resultado mostrado na Tabela 6, $p\text{-valor} < \alpha$ ($p\text{-valor} = 0.0079502$). Portanto, existem diferenças significativas entre as taxas de entregas dos dois clusterizadores, confirmando o melhor desempenho do EM nesse cenário.

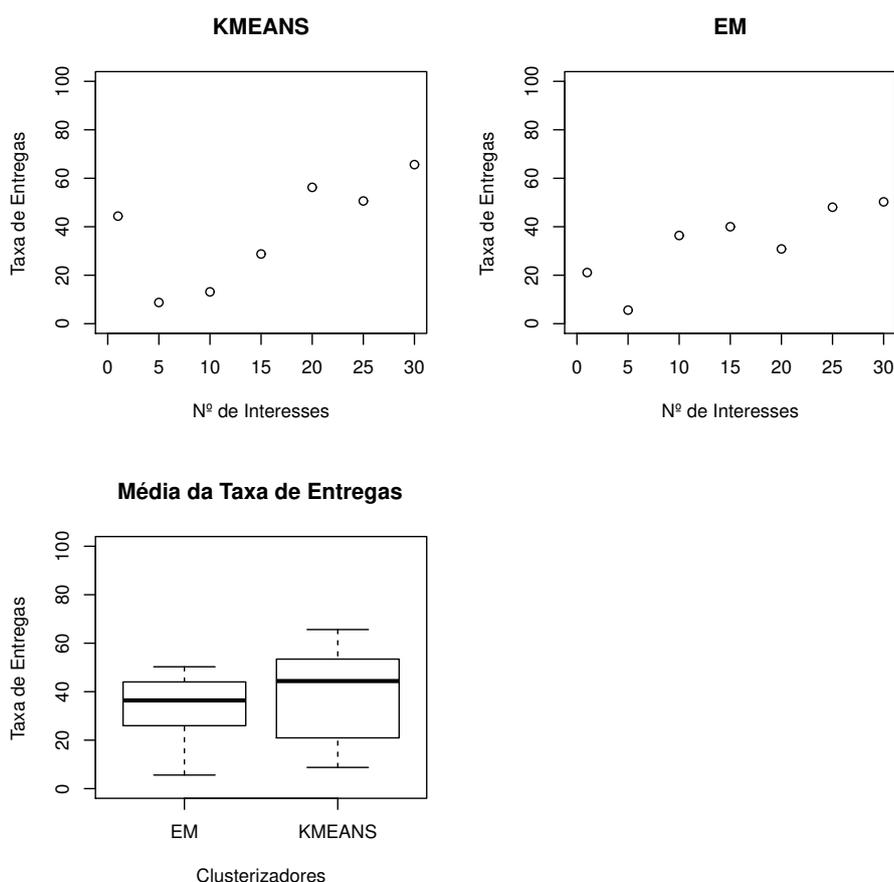


Figura 14 – Taxa de entrega de mensagens no cenário Infocom

No trace Infocom, Figura 14, nota-se uma variação maior no percentual de entrega dos dois clusterizadores.

Entre 10 e 15 interesses, o EM registrou taxas melhor que o K-means. Entre 20 e 30 interesses, o K-means foi superior, chegando ao seu resultado mais expressivo sendo superior a 60% de entregas. Nesse cenário também pode-se verificar o aumento do percentual de entregas em relação ao número de interesses dos nós.

Pode ser observado através das taxas de entrega que, mesmo com a mudança de trace, o desempenho do clusterizador EM na formação dos níveis de repasses é mais efetiva. Nos dois traces, onde a densidade e a regularidade de contatos são diferentes, o EM consegue aproveitar melhor o número de nós agrupados com um número de interesses menor para efetivar suas entregas.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador KMEANS, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 7 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas por clusterizador do trace Infocom

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances	Pearson's Chi-squared test
D = 0.14274 p-value = 0.8998 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 0.5854 df = 1 p-value = 0.4442	X-squared = 182 df = 169 p-value = 0.234

Elabora pelo autor

Tabela 8 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega por clusterizador do trace Infocom

Causa de Variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	Valor de F	Prob. de significância
Clusterizadores	1	88.91	88.91	0.4957	0.496012
Nº de interesses	1	2365.40	2365.40	13.1896	0.003945
Residuals	11	1972.72	179.34		

Elabora pelo autor

Como verificado na Tabela 7, todos os resultados de p-valor foram maiores que α ,

dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para as taxas amostrais.

Conforme o resultado mostrado na Tabela 8, $p\text{-valor} > \alpha$ ($p\text{-valor} = 0.496012$). Portanto, não existem diferenças significativas entre as taxas de entregas dos dois clusterizadores, sendo seus resultados equivalentes nesse cenário.

6.1.2 Percentual de Mensagens Entregues para Grupo

As mensagens foram geradas e classificadas aleatoriamente, encaminhadas ao grupo de nós que possuía interesse nesse tipo de mensagem. Analisou-se o percentual de entregas aos nós que formaram o grupo de interesse específico da mensagem gerada, variando os cenários de simulação em Infocom e Reality. O Figura 15 mostra a relação entre o número de interesses dos nós que foi usado para a realização dos agrupamentos e a taxa de entrega das mensagens aos nós que formaram o grupo que foi selecionado como destinatário da mensagem gerada.

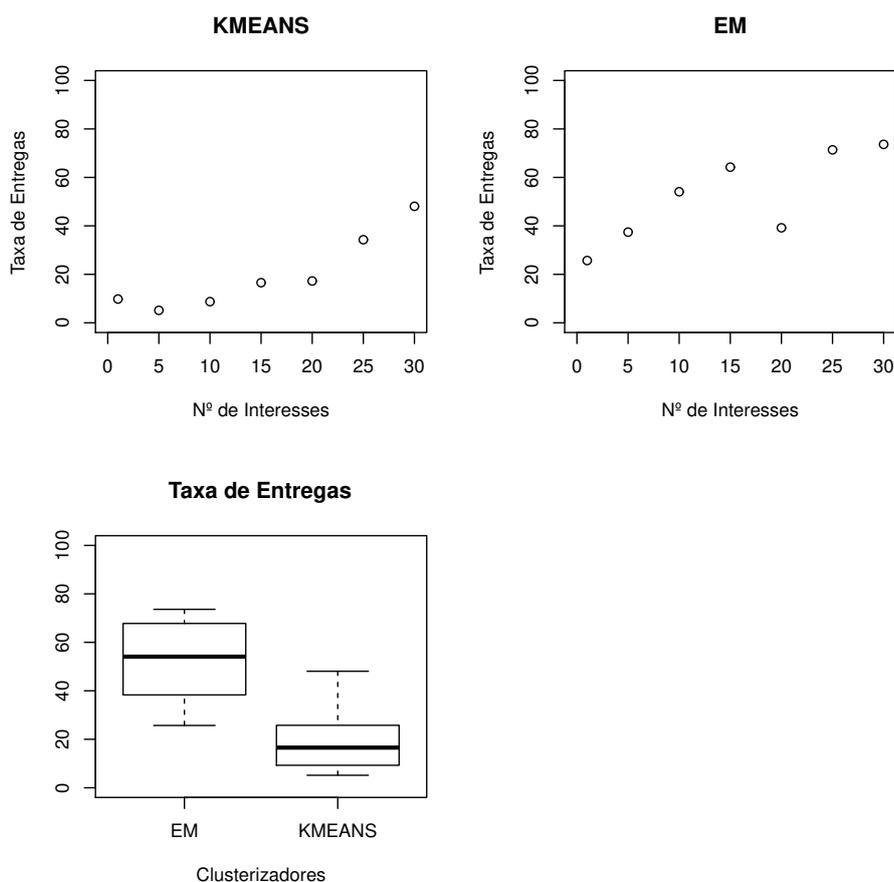


Figura 15 – Taxa de entrega das mensagens para grupo, cenário Reality

Como mostrado na Figura 15, assim como nas entregas unicast, o clusterizador EM teve seu desempenho superior ao desempenho do clusterizador K-Means no cenário Reality. O EM foi mais efetivo nas entregas aos nós componentes dos grupos quando usou menos número de interesses e suas taxas de entregas estiveram acima de 50%, o que equivale a entrega de mensagens a 50% dos nós que fazem parte do grupo destinatário. Assim como nas entregas unicast, foi percebido por parte do EM uma instabilidade no crescimento do percentual de entrega quando o número de interesse foi igual a 20, o que reflete mais uma vez a particularidade dos cenários no percentual de entregas por conta de sua distribuição de contatos e grupos de interesses. No seu melhor desempenho, o EM obteve uma taxa de entrega de 70% aos nós pertencentes ao grupo destinatário.

O K-Means continuou tendo seu crescimento de taxa de entregas proporcional ao número de interesses empregado para o processo de agrupamento dos nós. Observa-se também a estabilidade desse crescimento mesmo em um cenário que contém certa particularidade como foi citado anteriormente, tendo seu melhor desempenho de entregas próximo a 50% dos nós que formam o grupo destinatário da mensagem gerada.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador EM, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 9 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas para grupos por clusterizador do trace Reality

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.11967 p-value = 0.9738 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 0.16364 df = 1 p-value = 0.6859	X-squared = 182 df = 169 p-value = 0.234

Elabora pelo autor

Como verificado na Tabela 9, todos os resultados de p-valor foram maiores que α , dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para as taxas amostrais.

Tabela 10 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega para grupos por clusterizador do trace Infocom

Causa de Variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	Valor de F	Probabilidade de significância
Clusterizadores	1	3639.9	3639.9	41.634	4.726e-05
Nº de interesses	1	2564.6	2564.6	29.335	0.0002114
Residuals	11	961.7	87.4		

Elabora pelo autor

Conforme o resultado mostrado na Tabela 10, $p\text{-valor} < \alpha$ ($p\text{-valor} = 4.726e-05$). Portanto, existem diferenças significativas entre as taxas de entregas dos dois clusterizadores, confirmando o melhor desempenho do EM nesse cenário.

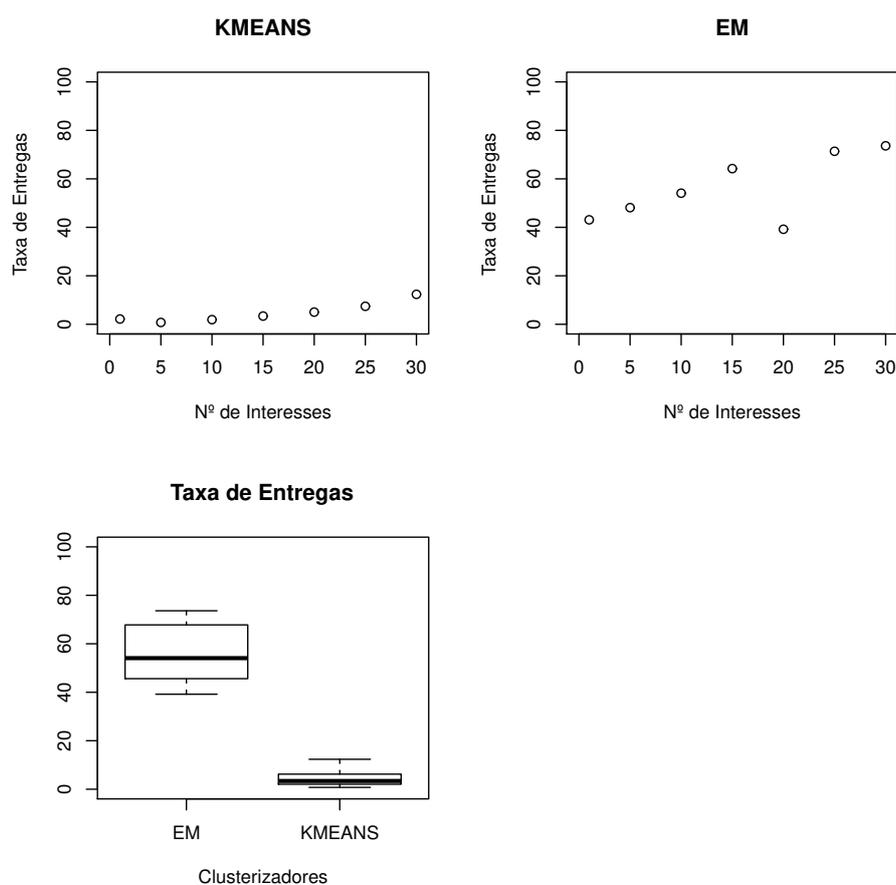


Figura 16 – Taxa de entrega das mensagens para grupo. Cenário Infocom

No cenário Infocom, como mostrado na Figura 16, o EM foi bastante superior ao K-Means, tendo a formação dos clusters, ou grupos, gerados com uma melhor

distribuição dos nós o que afetou diretamente o número de entregas aos nós dos grupos. Isso se dá devido a particularidade do cenário Infocom, onde há uma grande quantidade de nós mas a distribuição de contatos entre os mesmos é limitada, o EM soube aproveitar melhor os agrupamentos para repasse das mensagens.

O K-Means, por sua vez, não obteve um bom resultado de entregas em relação aos grupos formados. Seu processo de repasse das mensagens entre os grupos de interesse foi afetado diretamente pela distribuição de contatos dos nós contidos no cenário. Mesmo com a baixa entrega, houve uma constância no crescimento de entregas conforme o aumento no número de interesses usados para o agrupamento.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador EM, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 11 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entregas para grupos por clusterizador do trace Infocom

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.18837 p-value = 0.6368 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 6.8004 df = 1 p-value = 0.009114	X-squared = 182 df = 169 p-value = 0.234

Elabora pelo autor

Os pré-requisitos da análise de variância foram testados e a suposição de normalidade e homocedasticidade dos dados foram rejeitadas pois o p-valor foi menor que α , Tabela 11. Para averiguação da diferença entre os valores, os mesmos foram submetidos a um teste não-paramétrico, o teste de Friedman.

Tabela 12 – Resultado do teste de Friedman para as taxas de entrega para grupos do trace Infocom

Chi-squared	Df	p-value
7	1	0.008151

Elabora pelo autor

Conforme mostrado na Tabela 12, o p-valor apresentou valor menor que α . Portanto, existe diferença estatisticamente significativa entre as taxas de entregas dos clusterizadores nesse cenário, o que comprova o melhor desempenho do EM.

6.1.3 Custo médio por mensagens geradas

O custo médio por mensagem geradas se dá pela relação entre o número de mensagens geradas e o número de repasses de mensagens ocorridos na simulação. Através dessa métrica pode-se analisar o uso de recursos da rede para entrega das mensagens aos nós destinos.

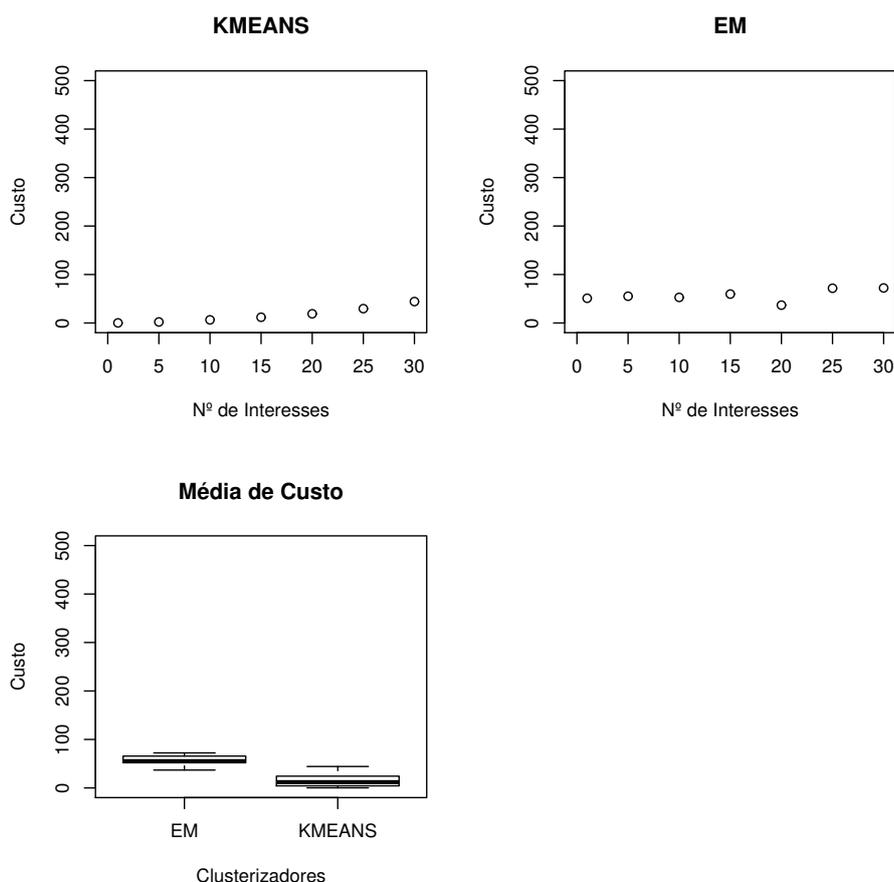


Figura 17 – Custo médio por mensagens geradas. Cenário Reality

A Figura 17 mostra o desempenho dos clusterizadores conforme a relação de custo de mensagem por número de interesses empregados para a realização dos agrupamentos dos nós da rede.

É possível notar um menor custo de mensagens geradas por parte do clusterizador K-Means, crescendo progressivamente conforme o número de interesses também cresce. O K-Means empregou os recursos da rede de forma mais efetiva, sendo suas entregas possíveis com menos saltos intermediários até seus destinatários. Outro fato que precisa ser destacado, é que apesar do custo mais elevado em relação

ao K-Means, o EM entregou mais mensagens aos seus destinatários, o que reflete diretamente no custo empregado para essas entregas.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador KMEANS, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 13 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para o custo de entregas de mensagens do trace Reality

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.23744 p-value = 0.3521 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 0.36653 df = 1 p-value = 0.5449	X-squared = 182 df = 169 p-value = 0.234

Elabora pelo autor

Como verificado na Tabela 13, todos os resultados de p-valor foram maiores que α , dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para as taxas amostrais.

Tabela 14 – Resultado da Análise de Variância do custo de entregas de mensagens do trace Reality

Causa de Variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	Valor de F	Probabilidade de significância
Clusterizadores	1	5847.9	5847.9	61.819	7.7e-06
Nº de interesses	1	1417.0	1417.0	14.979	0.002607
Residuals	11	1040.6	94.6		

Elabora pelo autor

Conforme o resultado mostrado na Tabela 14, $p\text{-valor} < \alpha$ ($p\text{-valor} = 7.7e-06$). Portanto, existem diferenças significativas entre as taxas de entregas dos dois clusterizadores, confirmando o melhor desempenho do KMEANS nesse cenário.

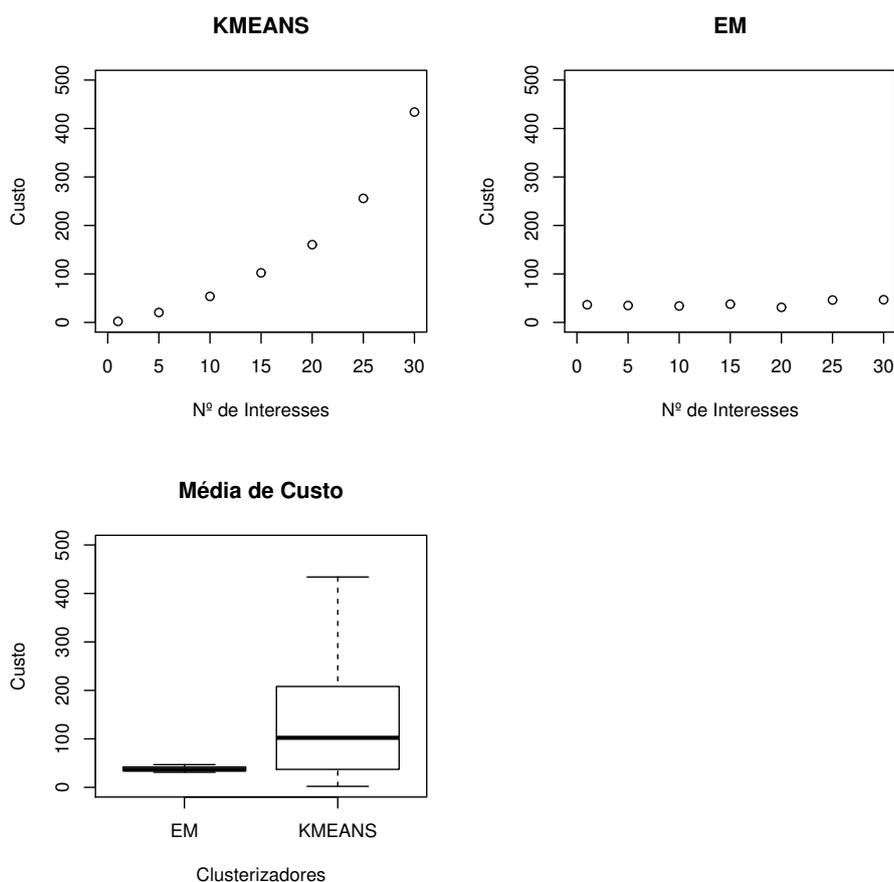


Figura 18 – Custo médio por mensagens geradas. Cenário Infocom

O desempenho dos clusterizadores no cenário Infocom é mostrado na Figura 18, é possível notar um crescimento constante do custo de entrega das mensagens por parte do K-Means e uma estabilidade de custo com o EM.

Esse evento pode ser analisado tendo como relação o percentual de entregas de mensagens efetuadas pelo K-Means no cenário Infocom. Conforme a Figura 17, analisada na seção anterior, o percentual de entregas do K-Means obteve um crescimento exponencial, que em vários momentos, esteve acima do percentual de entrega obtido pelo EM, tendo o EM um percentual mais estável, sem maiores variações.

É bastante claro que o número de entregas de mensagens influencia diretamente no custo de entregas empregado, sendo mais efetivo a estratégia que obtiver maior resultado de entregas com menor custo. Nesse sentido o K-Means foi mais efetivo por não apresentar instabilidade de crescimento de custo em relação ao emprego do número de interesse nos dois cenários empregados, refletindo diretamente em suas entregas, que acompanharam progressivamente conforme o aumento do número de interesse.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do clusterizador

EM, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 15 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para o custo de entregas de mensagens do trace Infocom

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.2071 p-value = 0.5194 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 28.118 df = 1 p-value = 1.141e-07	X-squared = 182 df = 169 p-value = 0.234

Elabora pelo autor

Os pré-requisitos da análise de variância foram testados e a suposição de normalidade e homocedasticidade dos dados foram rejeitadas pois o p-valor foi menor que α , Tabela 15. Para averiguação da diferença entre os valores, os mesmos foram submetidos a um teste não-paramétrico, o teste de Friedman.

Tabela 16 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Infocom

Chi-squared	Df	p-value
1.2857	1	0.2568

Elabora pelo autor

Conforme mostrado na Tabela 16, o p-valor apresentou valor maior que α . Portanto, não existe diferença estatisticamente significativa entre os custos de entregas dos clusterizadores nesse cenário, dessa forma os desempenhos foram semelhantes.

Após a análise dos resultados obtidos nos dois cenários, é possível observar o melhor desempenho de entregas de mensagens aos grupos pelo clusterizador EM com uso de um menor número de interesses para a formação de clusters. O EM aproveitou de melhor forma os nós e o interesse dos mesmos para a formação e o repasse das mensagens entre os grupos, o que refletiu diretamente na taxa de entrega e no custo.

Em contrapartida, o melhor desempenho de entregas de mensagens para nós individuais, com uso de apenas um interesse e com menor custo foi obtido pelo clusterizador KMEANS. O mesmo conseguiu melhores resultados nos dois cenários, em comparação com o EM, e conseguiu entregar mais mensagens quando usou apenas

um interesse para formação de grupos e repasse das mensagens, sendo mais efetivo nas entregas individuais.

6.2 Desempenho dos protocolos

De acordo com a análise dos resultados obtidos da comparação do desempenho dos dois clusterizadores, adotamos a combinação das duas técnicas para realizar a clusterização nos dois níveis de agrupamento de nós, intermediário e destino. O EM é o responsável pelo agrupamento no nível intermediário e o K-Means agrupa no nível destino.

A escolha do EM para o agrupamento do nível intermediário, nível 2, se dá ao fato de que em nossa avaliação de desempenho quanto a efetivação das entregas de mensagens, o mesmo obteve uma melhor desempenho quanto ao percentual de mensagens entregues em relação ao agrupamento realizado quando foi empregado um número menor de interesses, como observado nas Figuras 14, 15 e 16. Dessa forma é possível que o EM forme grupos intermediários que possuam mais similaridade, o que reflete diretamente nos contatos entre os nós e repasses de mensagens.

O K-Means foi empregado para a formação do nível destino, nível 1, devido sua efetividade na formação de grupos que possuem maior similaridade diretamente. Notou-se também um melhor desempenho de entregas quando o agrupamento era feito apenas com o número de 1 ou 5 interesses, que é o caso do nível 1, onde os componentes desse grupo estão diretamente ligados por seu elevado grau de similaridade de interesses.

Para avaliar o desempenho dos protocolos os mesmos foram implementados no ONE Simulator e executados nos cenários de mobilidade descritos na Seção 4, assim como as métricas de avaliação de desempenho.

6.2.1 Taxa de mensagens entregues

Esta seção apresenta os resultados obtidos nas simulações referente aos protocolos de disseminação de mensagens Bubble Rap, Prophet e a Proposta deste trabalho quanto ao percentual de entregas de mensagens geradas e direcionadas de maneira unicast, somente para um único nó destinatário contido na rede.

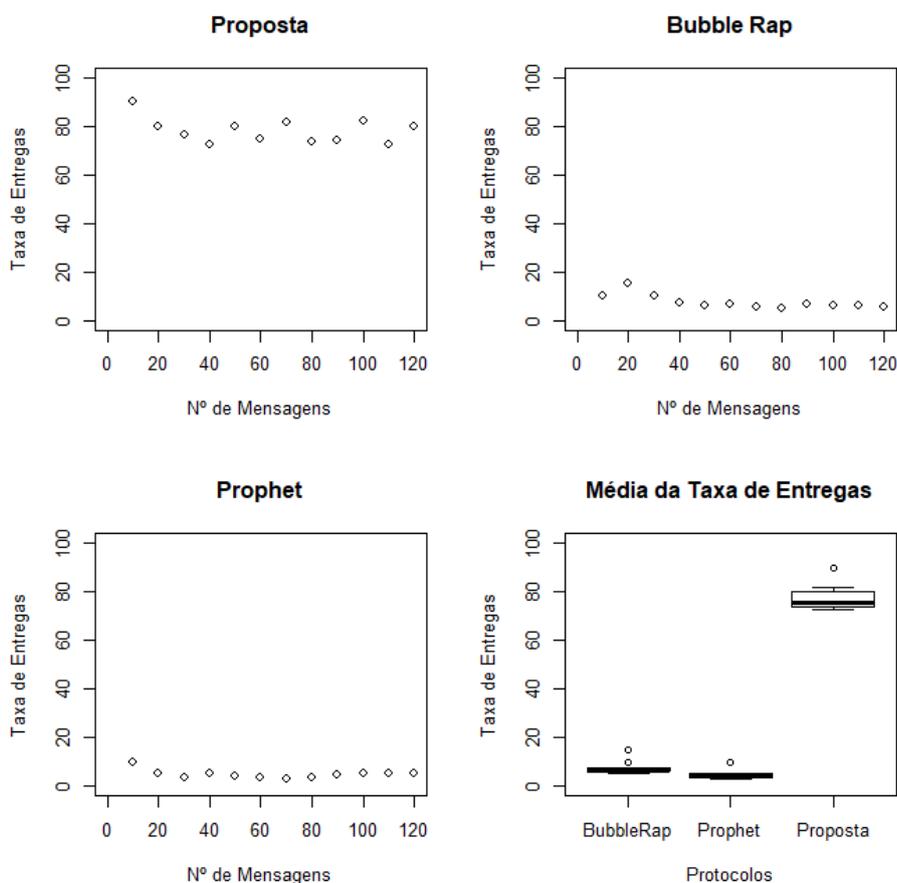


Figura 19 – Taxa de entrega das mensagens por protocolo do Trace Infocom

É possível observar na Figura 19 a distribuição das taxas de entregas e as médias das taxas de cada protocolo implementado para simulação. O protocolo proposto obteve resultados acima do desempenho realizado pelos demais protocolos no cenário com menos densidade e menos tempo de contatos onde, as taxas de entregas obtidas pela proposta se mantiveram acima de 70%. Os demais protocolos obtiveram desempenho abaixo de 20% das taxas de entregas e, é possível mostrar através das médias das taxas no gráfico boxplot, que a proposta obteve melhor desempenho.

Para validação da suposição de melhor desempenho por parte do protocolo proposto, submetemos as taxas coletadas a testes de hipóteses para que a afirmação seja confirmada estatisticamente. Os dados foram submetidos a testes de comprovação da homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 17 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega do Trace Infocom

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances	Pearson's Chi-squared test
D = 0.16346, p-value = 0.07207 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 21.273, df = 2, p-value = 2.403e-05	X-squared = 3540, df = 3481, p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Como mostrado na Tabela 17, o teste de homocedasticidade foi rejeitado pois o p-valor foi menor que α ($2,403e-05 < 0,05$), dessa forma não há evidências de homocedasticidade dos dados. Portanto a análise de variância não pode ser realizada, sendo mais apropriado realizar um teste não-paramétrico, teste de Friedman.

Tabela 18 – Resultado do teste de Friedman das taxas de entrega do Trace Infocom

Chi-squared	Df	p-value
39.519	2	2.622e-09

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 18 mostra os resultados dos cálculos do teste de Friedman, onde p-valor $< \alpha$ (p-valor = 2,622e-09). Portanto, há evidências estatísticas de que exista pelo menos uma diferença significativa entre as taxas de entrega obtidas para cada protocolo. Pelo método de comparações múltiplas, teste de DUNN, identificamos quais protocolos se diferem.

A Figura 20, mostra o cálculo da comparação das taxas de entrega entre os protocolos através dos seus respectivos p-valor. Houve a comparação entre os protocolos Bubble Rap, Prophet e a Proposta.

Todos os valores de p-valor, para todas as comparações, foram menores que alfa, 0,05, dessa forma rejeitamos a hipótese de equivalência entre as taxas de entregas registradas para cada protocolo. Essa constatação reforça a afirmativa registrada no gráfico das taxas médias onde o protocolo proposto obteve o melhor valor registrado, sendo a diferença entre as taxas em comparação com os outros protocolos, estatisticamente significativa para se considerar com o melhor desempenho nesse cenário.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 49.9175, df = 2, p-value = 0

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)

Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |   3.243388
        |   0.0006*
        |
Proposta |  -3.814152  -7.057540
        |   0.0001*   0.0000*

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet :  3.243388 (0.0006)*
BubbleRap - Proposta : -3.814152 (0.0001)*
Prophet - Proposta  : -7.057540 (0.0000)*

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2

```

Figura 20 – Teste de DUNN entre os protocolos pela taxa de entregas do trace Infocom

A proposta obteve melhores resultados nas taxas de entrega pois foi mais eficiente na criação e no uso dos agrupamentos para disseminar as mensagens geradas. Como o cenário tem uma menor densidade de contatos, os agrupamentos e os repasses das mensagens precisam ser feitos de forma mais efetiva, aproveitando melhor a oportunidade.

O EM foi capaz de agrupar melhor os nós usando seus grupos de interesses, encontrando nós intermediários que são bons repassadores, o que aumentou diretamente o número de repasses até os grupos de interesse direto e conseqüentemente o nó destinatário da mensagem.

A formação dos agrupamentos no protocolo Bubble Rap, se dá mediante o histórico de contatos entre os nós, que ao se encontrarem com uma maior frequência e por uma maior quantidade de tempo, faz com que o protocolo consiga formar grupos de maneira mais eficiente. Como essas condições não são possíveis nesse cenário, o Bubble Rap se torna menos eficiente na formação dos agrupamentos, sendo refletido na estratégia de disseminação e repasse das mensagens na rede. Da mesma forma, o Prophet possui em sua estratégia de repasse o cálculo da probabilidade de encontros a partir do histórico de contatos, o que é enfraquecido quando o trace é menos denso com contatos.

Os resultados obtidos pelos protocolos no cenário com mais densidade de contatos e maior tempo de simulação, estão demonstrados na Figura 21. Todos os protocolos obtiveram resultados em suas taxas de entrega distribuídos entre 60%

e 80%, onde podemos observar através do gráfico boxplot, que as médias das taxas de entregas são praticamente iguais, o que nos leva a suposição de equivalência dos protocolos nesse cenário.

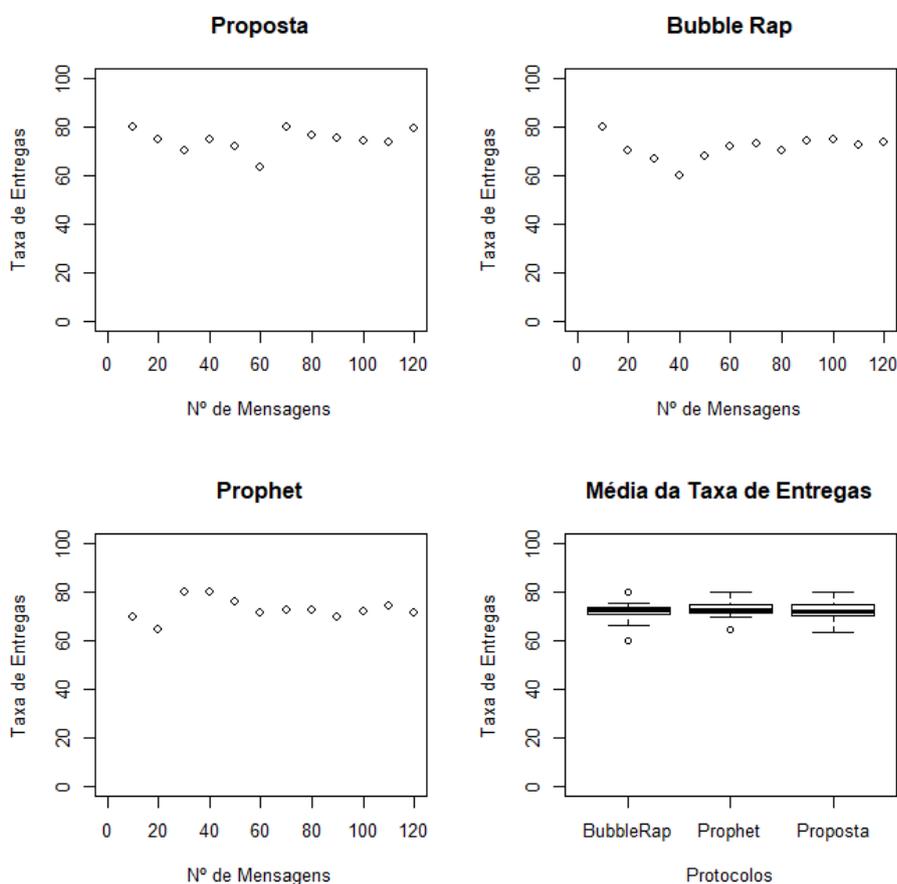


Figura 21 – Taxa de entrega das mensagens do Trace Reality

Para a validação da hipótese de equivalência das taxas de entregas, os dados foram submetidos a testes de verificação de homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 19 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para as taxas de entrega do Trace Reality.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.097575 p-value = 0.5833 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 0.90643 df = 2 p-value = 0.6356	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Como mostrado na Tabela 19, em todos os testes aplicados o p-valor foi maior que α , dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para as taxas amostrais.

Tabela 20 – Resultado da Análise de Variância das taxas de entrega do trace Reality

Causa de Variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	F	Probabilidade de significância
protocolos	2	0,001364	0,00068206	0,445	0,6431
nº de mensagens	1	0,000006	0,00000619	0,004	0,9495
error	56	0,085836	0,00153279		
Total	59	0,087206			

Fonte: Elaborado pelo autor

Através p-valor (p-valor = 0,6431), é possível verificar que p-valor $> \alpha$, tabela 20. Portanto, não existem diferenças significativas entre as taxas de entrega dos protocolos testados. É possível verificar mais detalhadamente no gráfico que mostra o resultado das múltiplas comparações do teste de Tukey, Figura 22.

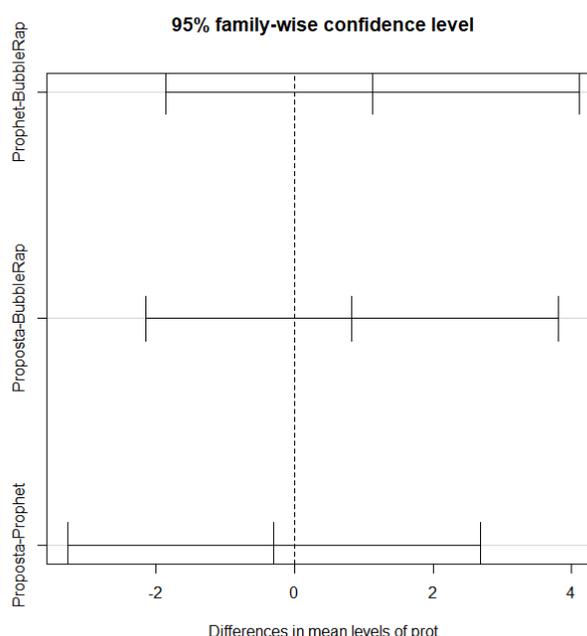


Figura 22 – Nível de diferença entre os protocolos pela taxa de entregas do trace Reality

Através do gráfico de comparação entre os protocolos mostrados na Figura 22, podemos observar que em todas os intervalos de confiança o valor zero está presente, o que confirma o resultado da análise de variância, mostrando que não existe diferença estatisticamente significativa entre as taxas de entrega dos protocolos nesse cenário.

As estratégias de agrupamento e repasse adotada pelos protocolos para entregas das mensagens obtiveram eficiência similar, o que nos leva a concluir que o cenário com maior densidade de contatos favorece as técnicas de agrupamento dos protocolos da mesma maneira. Portanto, os repasses acontecem de forma mais constante, contribuindo no aumento da taxa de mensagens entregues.

Ao comparar a eficiência das taxas de entregas nos dois cenários, podemos concluir que a Proposta foi superior aos outros procotolos no cenário que possui menos densidade de contatos e com limitação de tempo, sendo equivalente aos outros protocolos quando empregado em um cenário com maior densidade de contatos e sem limitação de tempo entrega.

Dessa forma, a estratégia de repasses da Proposta aumentou a taxa de entrega das mensagens em cenários onde os protocolos mais tradicionais obtiveram taxas menores.

6.2.2 Atraso médio

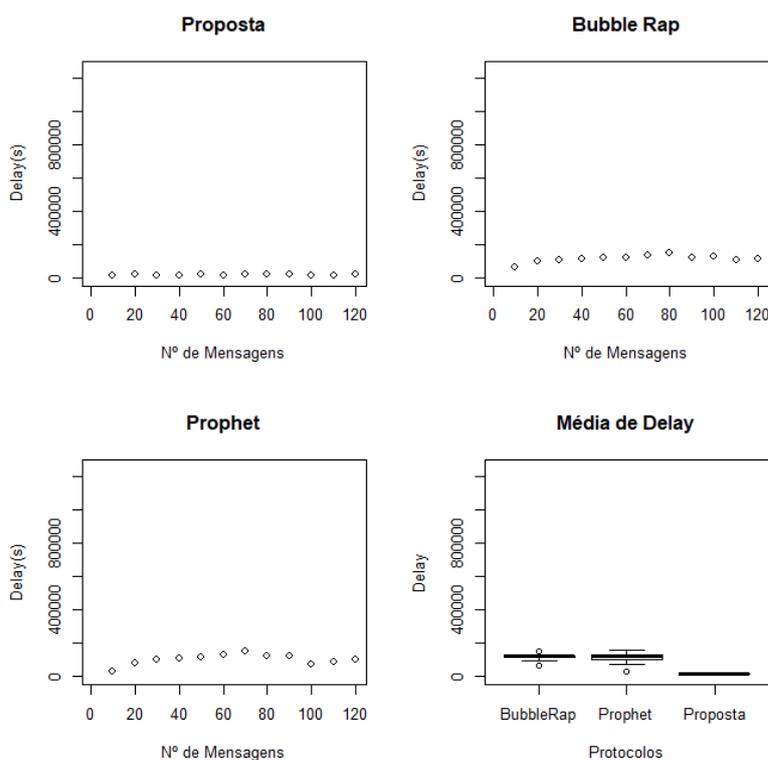


Figura 23 – Atraso médio de entrega das mensagens do trace Infocom

A métrica de atraso médio pode ser definida como o intervalo de tempo médio entre o envio e o recebimento das mensagens na rede por parte dos nós destinatários da mensagem. Sendo assim, a eficiência de um protocolo é obtida com um tempo minimizado nessas entregas.

Conforme os resultados obtidos na Figura 23, o protocolo proposto obteve o menor tempo médio de atraso na entrega das mensagens no cenário com menos densidade de contatos. Enquanto os protocolos Bubble Rap e Prophet obtiveram tempos praticamente iguais.

Para confirmar o melhor desempenho do protocolo proposto em relação aos outros e a equivalência no tempo de atraso dos demais protocolos, os tempos de atraso foram submetidos a testes de hipótese para confirmar se existe de fato, diferenças significativas entre eles. A princípio os dados foram submetidos a teste de homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 21 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de atrasos do trace Infocom.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.12365 p-value = 0.2933 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 66.285 df = 2 p-value = 4041e-15	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Como mostrado na Tabela 21, em um dos testes aplicados o p-valor foi menor que α , dessa forma não há evidências de homocedasticidade dos dados. Portanto a análise de variância não pode ser realizada para comprovação da equivalência para os tempos de atraso, sendo submetidos a um teste não-paramétrico, teste de Friedman.

Tabela 22 – Resultado do teste de Friedman para tempos de atrasos do trace Infocom

Chi-squared	Df	p-value
30.1	2	2.91e-07

Fonte: Elaborado pelo autor

Como o p-valor é menor que α (p-valor = 2,91e-07), conforme mostrado na Tabela 22, portanto existem diferenças significativas entre os tempos de atrasos dos

protocolos. Pelo método de comparações múltiplas, teste de DUNN, identificamos quais protocolos se diferem.

Como mostrado na Figura 21, o teste de DUNN realizou comparações entre os valores registrados para os protocolos Bubble Rap, Prophet e Proposta.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 39.3456, df = 2, p-value = 0

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)
Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |   0.036214
        |   0.4856
        |
Proposta |   5.450251   5.414037
        |   0.0000*   0.0000*

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet   : 0.036214 (0.4856)
BubbleRap - Proposta  : 5.450251 (0.0000)*
Prophet - Proposta    : 5.414037 (0.0000)*

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2

```

Figura 24 – Nível de diferença entre os protocolos pelo tempo de atraso do trace Infocom

O protocolo proposto possui diferenças estatisticamente significantes em comparação aos protocolos Bubble Rap e Prophet. Os demais protocolos são equivalentes entre eles pois na comparação entre os mesmos, o p-valor obtido foi maior que o valor de alfa, o que confirma suas equivalências.

Assim podemos confirmar o melhor desempenho do protocolo proposto no tempo de atraso menor em comparação com os outros protocolos nesse cenário. Pode-se atribuir esse melhor desempenho de menor tempo de atraso na entrega das mensagens, ao fato de que a estratégia de formação dos grupos de interesse e repasse das mensagens teve influência direta nos valores registrados.

No cenário que possui mais densidade de contatos e mais tempo de simulação, como mostrado na Figura 25, é possível perceber no gráfico boxplot que há uma equivalência no tempo de atraso entre os protocolos proposto e o Prophet, sendo eles os que obtiveram menor tempo em comparação ao Bubble Rap.

Para confirmar a hipótese de equivalência entre a proposta e o protocolo Prophet, e que há diferença em relação ao Bubble Rap, os tempos de atrasos registrados e seus referentes protocolos foram submetidos a Análise de Variância.

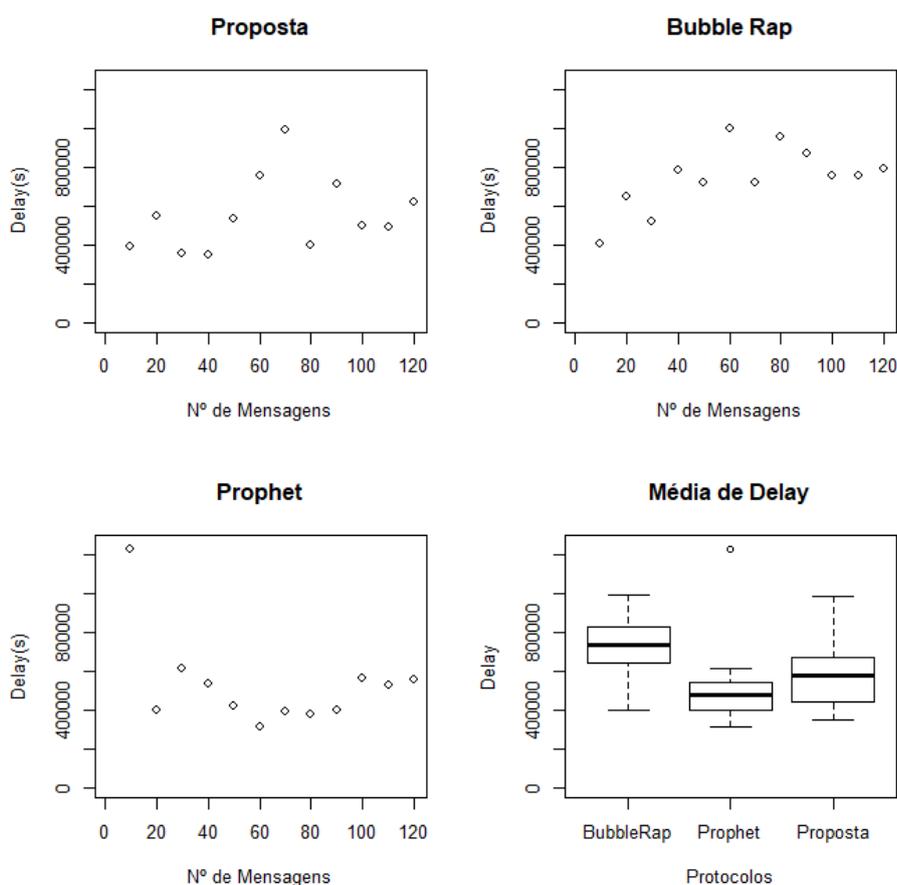


Figura 25 – Atraso médio de entrega das mensagens do trace Reality

Na Tabela 23, em todos os testes aplicados o p-valor foi maior que α , dessa forma há evidências de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos. Portanto a análise de variância pode ser realizada para os tempos de atraso para o trace reality.

Tabela 23 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de atrasos do Trace Reality.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.11886 p-value = 0.3378 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 1.2161 df = 2 p-value = 0.5444	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Como o p-valor da análise de variância é menor que α , p-valor = 0,0002766, conforme a Tabela 24. Portanto, existem diferenças estatisticamente significantes

entre os tempos de atraso dos protocolos. Pelo método de Tukey, identificamos quais protocolos se diferem.

Tabela 24 – Resultado da Análise de Variância dos tempos de de atrasos do trace Reality

Causa de Variação	Graus de liberdade	Soma de quadrados	Quadrado médio	F	Probabilidade de significância
protocolos	2	5,2830e+11	1,6415e+11	9,5175	0,0002766
nº de mensagens	1	1,9641e+09	1,9641e+09	0,0708	0,7911995
error	56	1,5542e+12	1,7754e+10		
Total	59	2,08e+12			

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme mostrado na Figura 26, é possível identificar que os protocolos Proposta e Bubble Rap, possuem diferença estatisticamente comprovada, assim como os protocolos Bubble Rap e Prophet, pois não possuem o valor zero em seus intervalos de confiança. Através da comparação Proposta e Prohet, é possível identificar que seus intervalos de confiança contém o valor zero, o que representa que os mesmos não possuem diferença estatisticamente significativa.

Através da análise de variância é possível confirmar que a proposta e o protocolo Prophet, obtiveram o melhor desempenho em relação ao tempo de atraso das entregas em comparação ao protocolo Bubble Rap, e que a Proposta e Prophet são equivalentes, sem diferenças significantes entre os mesmos.

Quando comparado o tempo de atraso de entrega das mensagens nos dois cenários, a proposta obteve melhor eficiência em comparação aos outros protocolos pois foi superior no cenário com maior densidade de contatos e equivalente no melhor valor de tempo de atraso no cenário com maior densidade.

Assim como mostrado na análise da taxa de entrega, a estratégia de formação dos grupos de interesses e repasse das mensagens do protocolo proposto, diminuiu diretamente o tempo de atraso na entrega, já que houve o aumento da frequência de contato e repasse entre os nós.

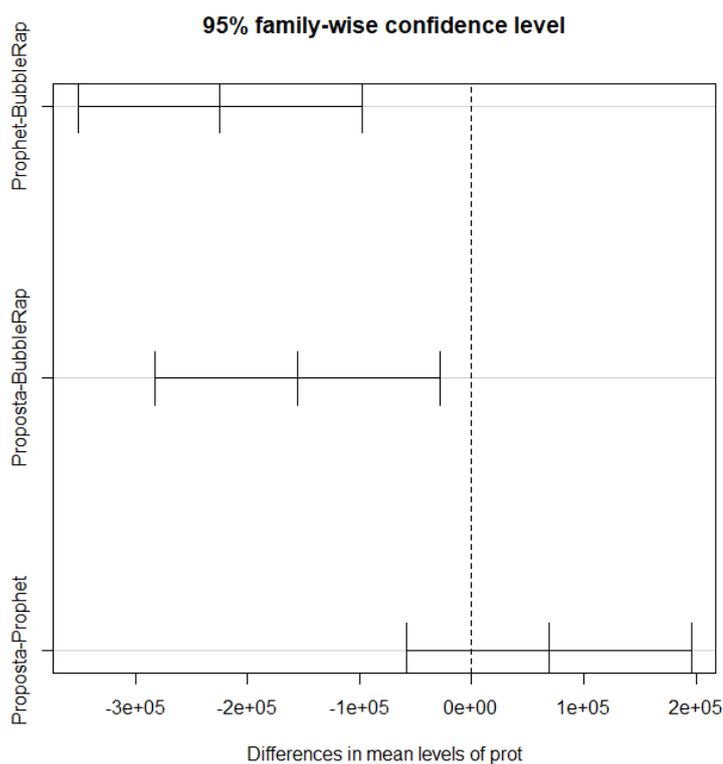


Figura 26 – Nível de diferença entre os protocolos pelo tempo de atraso do trace Reality

Custo de entregas

O custo de entrega das mensagens se dá entre a relação do número das mensagens geradas e o número de repasses das mesmas até seus nós destinatários.

Segundo apresentado na Figura 27, o protocolo proposto obteve o menor custo de entrega das mensagens no cenário com menor densidade de contatos, sendo o Bubble Rap o mais próximo na média de custo e o Prophet como o que obteve a maior média de custo para esse cenário.

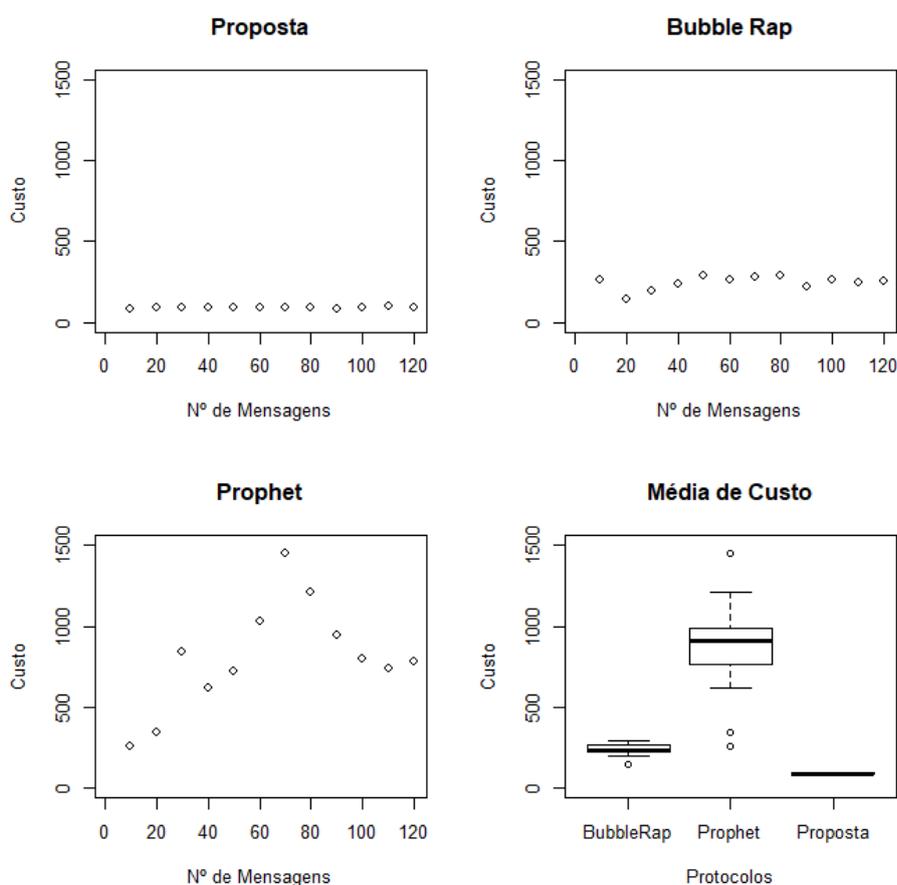


Figura 27 – Custo de entrega das mensagens do trace Infocom

Para comprovar se essas hipóteses de diferença existem, os valores de custo de cada protocolo registrados nas simulações no trace infocom foram submetidos aos testes de hipótese de homocedasticidade, normalidade e independência dos resíduos, para verificar se atendiam aos pré-requisitos necessários para a análise de variância.

Tabela 25 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de custo de entregas do Trace Infocom.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.20409 p-value = 0.01143 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 180.31 df = 2 p-value = 2.2e-16	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Os pré-requisitos da análise de variância foram testados e a suposição de

normalidade e homocedasticidade dos dados foram rejeitadas pois o p-valor foi menor que α , Tabela 25. Para averiguação da diferença entre os valores, os mesmos foram submetidos a um teste não-paramétrico, o teste de Friedman.

Tabela 26 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace infocom

Chi-squared	Df	p-value
38.1	2	5.33e-09

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme mostrado na Tabela 26, o p-valor apresentou valor menor que α . Portanto, existe diferença estatisticamente significativa entre os custos de entregas dos protocolos nesse cenário, pelo teste de DUNN identificamos quais protocolos se diferem.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 51.557, df = 2, p-value = 0

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)
Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |   -3.494679
        |     0.0002*
        |
Proposta |    3.684804    7.179484
        |     0.0001*    0.0000*

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet   : -3.494679 (0.0002)*
BubbleRap - Proposta  :  3.684804 (0.0001)*
Prophet - Proposta    :  7.179484 (0.0000)*

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2

```

Figura 28 – Teste de DUNN para custo de entrega das mensagens do trace Infocom

Para verificação de equivalência entre os protocolos, o teste de DUNN fez comparações entre os protocolos Bubble Rap, Prophet e Proposta, Figura 28.

Todos os valores de p-valor para todas as comparações apresentaram valores menores que alfa, o que prova a não equivalência entre os valores de custo de entrega dos protocolos. Dessa forma, a hipótese de que a Proposta obteve o melhor desem-

penho nesse cenário é positiva, reforçando o gráfico boxplot da média de custo por protocolo.

O fato da Proposta ter obtido o melhor valor de custo de entrega das mensagens, pode ser atribuído a maior eficiência nos repasses entre os nós, já que a frequência de encontros não é alta. Dessa forma a eficiência da Proposta se dá ao fato de que a mesma conseguiu diminuir o número de repasses para entregar mais mensagens nesse cenário.

A Figura 29 mostra que no cenário com maior densidade de contatos, o protocolo Bubble Rap obteve o menor valor de custo, seguido pelo Prophet e pela Proposta, respectivamente. Dessa maneira é formada a hipótese de melhor desempenho do protocolo Bubble Rap em relação aos outros protocolos nesse cenário.

Para verificação da hipótese levantada, os valores de custo registrados nas simulações de cada protocolo foram submetidos a testes de hipóteses, sendo inicialmente verificado sua homocedasticidade, normalidade e independência.

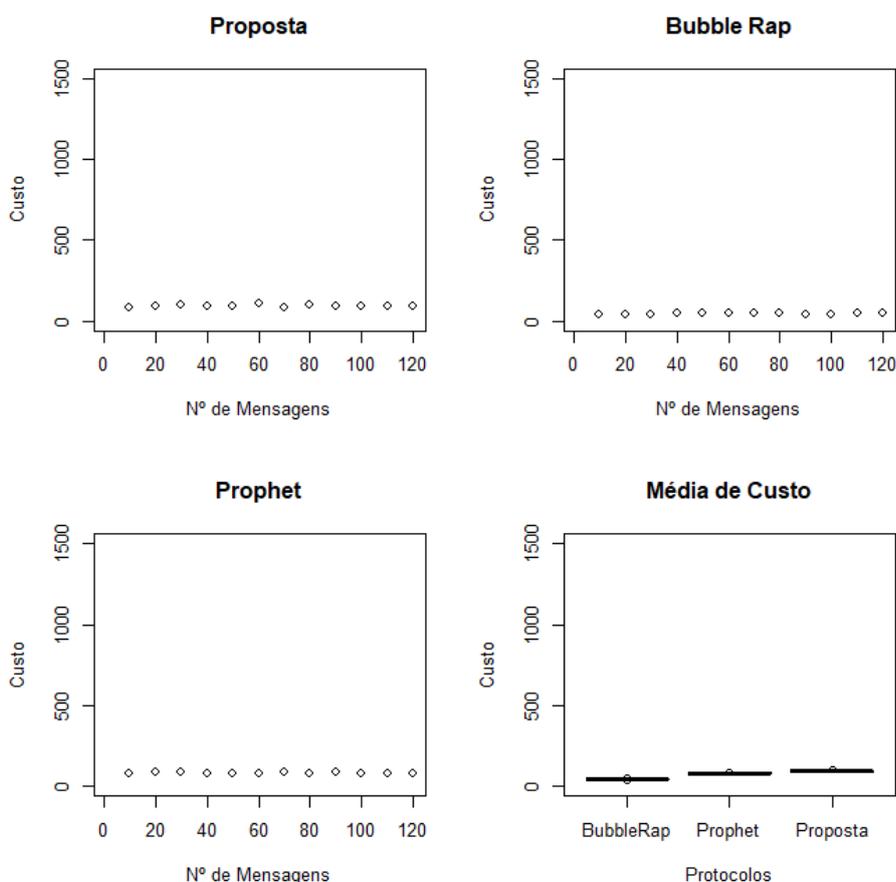


Figura 29 – Custo de entrega das mensagens do trace Reality

Como mostrado na Tabela 27, o teste de homocedasticidade apresentou o p-valor foi menor que α , dessa forma não há evidências de homocedasticidade dos

dados. Portanto a análise de variância não pode ser realizada para os tempos de atraso para o trace reality, sendo submetido em teste não-paramétrico, teste de Friedman.

Tabela 27 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os tempos de custo de entregas do Trace Reality.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.12027 p-value = 0.3242 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 10.540 df = 2 p-value = 0.005237	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Segundo o p-valor registrado na Tabela 28, p-valor $< \alpha$. Portanto, existem diferenças significativas em pelo menos um dos valores de custo de entrega dos protocolos comparados. Pelo método de comparações múltiplas, teste de DUNN, identificamos quais protocolos se diferem significativamente.

Tabela 28 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Reality

Chi-squared	Df	p-value
40	2	2.061e-09

Fonte: Elaborado pelo autor

As comparações múltiplas dos protocolos mostrados na Figura 30, Propsta, Bubble Rap e Prophet, confirmam as diferenças estatisticamente significativas entre todos os valores de custo de entrega dos protocolos testados, onde nenhum p-valor possui valor maior que alfa. Dessa forma pode-se confirmar a hipótese de que o protocolo Bubble Rap obteve o melhor desempenho e a Proposta obteve o desempenho mais fraco nesse cenário.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 50.9325, df = 2, p-value = 0

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)

Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |   -3.730072
        |     0.0001*
        |
Proposta |   -7.134216   -3.404144
        |     0.0000*     0.0003*

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet : -3.730072 (0.0001)*
BubbleRap - Proposta : -7.134216 (0.0000)*
Prophet - Proposta   : -3.404144 (0.0003)*

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2

```

Figura 30 – Teste de DUNN para o custo de entrega do trace Reality

Para o cenário com maior densidade de contatos, a Proposta usou de mais repasses para as entregas das mensagens, o que aumentou seu custo. É possível atribuir esse comportamento a formação dos grupos de interesses e a estratégia de repasses que fizeram o encaminhamento das mensagens de forma mais indiscriminada para nós que não eram diretamente ligados ao nós destinatário da rede ou do grupo. Os protocolos Bubble Rap e Prophet conseguiram ser mais assertivos nos repasses das mensagens aos nós que redirecionaram, com menor número de repasses, a mensagem ao nó destinatário.

Quando comparado nos dois cenários, a Proposta obteve melhores valores de custo no cenário com menor densidade de contatos e com maior limitação de tempo, sendo seu emprego mais adequado para esse tipo cenário onde o custo de entrega é o fator de maior relevância.

6.2.3 Eficiência

A eficiência de entregas de mensagens se dá pela relação entre as mensagens entregues e o custo de entrega das mensagens até o nó destinatário.

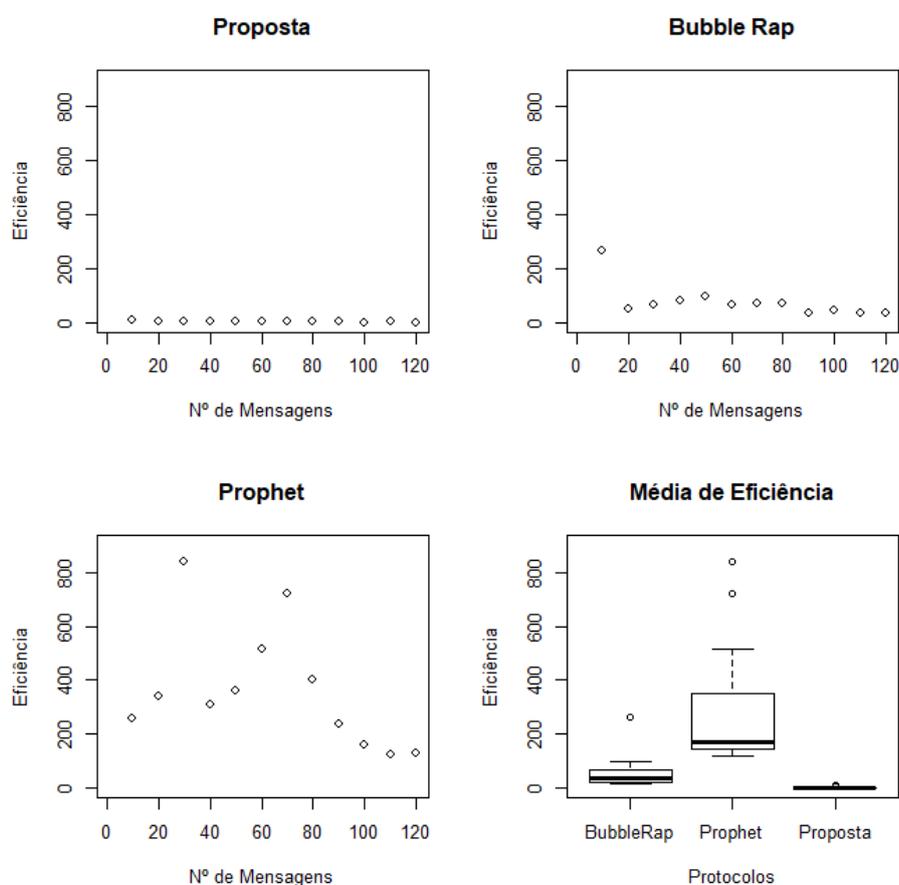


Figura 31 – Eficiência de entrega das mensagens do trace Infocom

A Figura 31 mostra o desempenho dos protocolos no cenário com menor densidade de contatos em relação a eficiência de entrega das mensagens. Pode-se perceber que o protocolo proposto nesse trabalho, obteve um melhor desempenho nesse cenário, seguido pelo protocolo Bubble Rap e pelo Prophet.

É possível notar que os valores médios do protocolo Bubble Rap são bem próximos aos valores registrados para o protocolo Proposto, o que levanta uma hipótese de similaridade entre os valores de eficiência entre os dois protocolos. Para testar a hipótese de similaridade entre a Proposta e o Bubble Rap, e a hipótese de melhor desempenho em comparação ao protocolo Prophet, os valores de eficiência foram submetidos aos testes de hipótese inicialmente para homocedasticidade, normalidade e independência.

Tabela 29 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de eficiência de entregas do trace Infocom.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.15155 p-value = 0.1144 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 159.52 df = 2 p-value = 2.2e-16	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Como mostrado na Tabela 29, o teste de homocedasticidade apresentou o p-valor menor que α , dessa forma não há evidências de homocedasticidade dos dados. Portanto a análise de variância não pode ser realizada para os valores de eficiência para o trace infocom, sendo submetido a um teste não-paramétrico, teste de Friedman.

Tabela 30 – Resultado do teste de Friedman para os valores de custo de entrega do trace Reality

Chi-squared	Df	p-value
38.1	2	2.2e-16

Fonte: Elaborado pelo autor

A Tabela 30 mostra que o p-valor foi menor que α , sendo p-valor = 2,2e-16. Portanto, existem diferenças estatisticamente significativas entre os valores de eficiência registrados para cada protocolo. Pelo método de comparações múltiplas, teste de DUNN, identificamos quais protocolos se diferem significativamente.

Conforme mostrado na Figura 32, o teste de DUNN fez comparações entre os valores de eficiência de cada protocolo, Bubble Rap, Prophet e Proposta. Nenhum p-valor referente as comparações foram maiores que alfa, o que comprova que não há equivalência entre os valores registrados.

Dessa maneira, a hipótese de similaridade entre os valores de eficiência da Proposta e do Bubble Rap estão descartadas, sendo a Proposta mais eficiente em comparação aos outros protocolos, inclusive o Prophet, nesse cenário.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 50.8095, df = 2, p-value = 0

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)

Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |  -3.386036
        |    0.0004*
        |
Proposta |   3.739126   7.125163
        |    0.0001*   0.0000*

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet : -3.386036 (0.0004)*
BubbleRap - Proposta :  3.739126 (0.0001)*
Prophet - Proposta  :  7.125163 (0.0000)*

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2

```

Figura 32 – Teste de DUNN para valores de eficiência do trace infocom

Através do gráfico boxplot de médias de eficiência dos protocolos apresentado na Figura 33, é possível verificar que aparentemente todos os valores apresentados tiveram uma média equivalente para os protocolos Proposta, Bubble Rap e Prophet.

Para comprovar se realmente existe essa equivalência entre os valores de eficiência dos protocolos no cenário com maior densidade de contatos, os mesmos foram submetidos aos testes de hipótese para verificar a homocedasticidade, normalidade e independência.

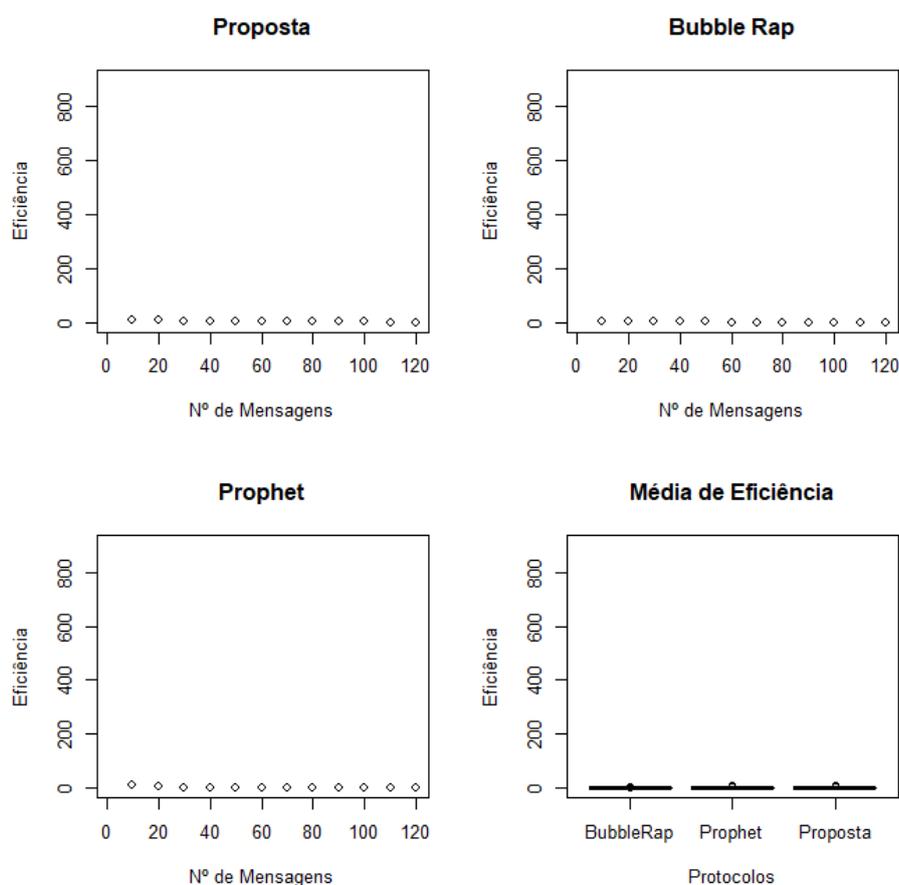


Figura 33 – Eficiência de entrega das mensagens do trace Reality

Como mostrado na Tabela 31, no teste aplicado para a homocedasticidade, o p-valor foi menor que α , dessa forma não há evidências de homocedasticidade dos dados. Portanto a análise de variância não pode ser realizada para os valores de eficiência para o trace Reality, sendo submetido ao teste não-paramétrico de Friedman.

Tabela 31 – Resultados dos testes de homocedasticidade, normalidade e independência de resíduos para os valores de eficiência de entregas do trace Reality.

One-sample Kolmogorov-Smirnov test	Bartlett test of homogeneity of variances:	Pearson's Chi-squared test
D = 0.1686 p-value = 0.05842 alternative hypothesis: two-sided	Bartlett's K-squared = 13.622 df = 2 p-value = 0.001102	X-squared = 3540 df = 3481 p-value = 0.2385

Fonte: Elaborado pelo autor

Para o teste de Friedman dos valores de eficiência dos protocolos no trace Reality, o p-valor se mostrou menor que α , Tabela 32. Portanto existem diferenças

significativas entre os valores registrados, pelo método de comparações múltiplas, teste de DUNN, identificamos quais os protocolos se diferem significativamente.

Tabela 32 – Resultado do teste de Friedman para os valores de eficiência do trace Reality

Chi-squared	Df	p-value
32.5	2	8.764e-08

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme a Figura 34, o teste de DUNN fez comparações entre os protocolos Bubble Rap, Prophet e Proposta.

Através dos p-valor da comparação dos protocolos Proposta e Bubble Rap, Bubble Rap e Prophet, onde p-valor é menor que alfa, a hipótese de equivalência é negada. Portanto, existe diferença significativas entre os valores de eficiência desses protocolos.

```

Kruskal-Wallis rank sum test

data: x and group
Kruskal-Wallis chi-squared = 10.3289, df = 2, p-value = 0.01

                                Comparison of x by group
                                (No adjustment)

Col Mean-|
Row Mean |   BubbleRa   Prophet
-----+-----
Prophet |   -2.471625
        |     0.0067*
        |
Proposta |   -3.014840   -0.543214
        |     0.0013*     0.2935

List of pairwise comparisons: Z statistic (p-value)
-----
BubbleRap - Prophet : -2.471625 (0.0067)*
BubbleRap - Proposta : -3.014840 (0.0013)*
Prophet - Proposta   : -0.543214 (0.2935)

alpha = 0.05
Reject Ho if p <= alpha/2
    
```

Figura 34 – Teste de DUNN para valores de eficiência do trace Reality

Para a comparação entre os protocolos Proposta e Prophet, o p-valor calculado é maior que alfa. Portanto, não existe diferença significativa entre os valores de eficiência, sendo os mesmos equivalentes.

Dessa maneira é possível confirmar as hipóteses de melhor eficiência do protocolo Bubble Rap e equivalência entre a Proposta e o Prophet.

Quando comparado nos dois cenários, a Proposta manteve-se melhor no aspecto eficiência de entregas de mensagens no cenário com menor densidade de contatos. Enquanto que no outro cenário obteve similaridade de eficiência com o protocolo Prophet e menor rendimento em comparação ao Bubble Rap, o que pode ser atribuído diretamente ao alto valor do custo de entrega neste cenário.

Dessa forma, o protocolo proposto é melhor empregado nos cenários com menor densidade de contatos e quando o fator eficiência de entregas de mensagens for de maior peso para o cenário.

A partir da análise de todas as métricas, taxa de entrega, tempo de atraso, custo de entrega e eficiência nos dois cenários, pode-se concluir que a Proposta obteve melhor desempenho no cenário onde a densidade de contatos era menor e o tempo de entrega das mensagens era mais limitado que o outro. No cenário com menor densidade de contatos e maior tempo para entrega das mensagens, a Proposta obteve equivalência no desempenho da Taxa de Entrega de Mensagens e foi melhor no Tempo de Atraso. Nas outras métricas, a Proposta foi a que obteve menor eficiência nesse cenário.

Podemos concluir que a Proposta possui melhor desempenho, em todas as métricas avaliadas, que os demais protocolos quando empregada em redes que possuem menor densidade de contatos e o tempo for fator limitador das entregas das mensagens.

7 Conclusões

Um dos maiores desafios em redes DTN está em fornecer estratégias mais eficientes de comunicação de dados e repasses de informações entre os dispositivos contidos na rede. Esses tipos de estratégias geralmente possuem como principal fator os contatos entre os nós e seus históricos de mobilidade.

Neste trabalho apresentamos um protocolo de disseminação de mensagens para redes DTN baseado em dois níveis clusterização por grupos de interesses.

Para uma melhor estratégia de repasse das mensagens geradas até seus destinatários, são formados dois níveis de agrupamento de nós, nível 1 e nível 2, respectivamente interesse direto e indireto.

O nível 1 é composto por nós com interesse direto na mensagem gerada e é formado através do clusterizador K-Means, isso ocorre quando o nó possui um único elemento em seu conjunto de interesses, o interesse de classificação da mensagem. O nível 2 é formado utilizando-se o clusterizador EM para agrupamento dos nós e é composto por nós com interesse indireto a mensagem gerada. O interesse indireto ocorre quando um nó possui no seu conjunto de interesses, mais de um elemento diferente, sendo um deles a classificação da mensagem gerada.

O EM foi utilizado para a formação de grupos de nós na rede com um maior número de componentes pois levam em consideração além do conjunto de interesse dos nós destinatários, também inclui em sua técnica de agrupamento o conjunto de interesse dos nós vizinhos podendo ser maior que um. Ao contrário de EM o k-means utiliza-se apenas do conjunto do interesse do nós destino, restringindo-se apenas a um componente, para agrupar seus nós.

O repasse das mensagens do nó de origem a comunidade de interesse e ao nó destinatário, acontece entre os nós que fazem parte de um grupo intermediário e um grupo principal que possuem interesse indireto e direto no conteúdo da mensagem gerada. A mensagem é repassada inicialmente entre os nós que formam o nível 2, grupo de interesse intermediário, até o nível 1, grupo de interesse direto na mensagem. Após isso, a mensagem é direcionada para o nó destinatário da mensagem para a realização da entrega.

Para avaliação do protocolo proposto, realizaram-se experimentos de simulação através do simulador ONE, visando avaliar as métricas de entregas de mensagens, tempo de atraso nas entregas, custo de entrega e eficiência em comparação aos protocolos Bubble Rap e Prophet. As simulações foram realizadas com base em dois traces de mobilidade, o trace Infocom, caracterizado por uma menor densidade de

contatos entre os nós e menor tempo para entrega das mensagens, e o trace Reality, caracterizado com maior densidade de contatos e maior tempo para a realização das entregas das mensagens.

No primeiro cenário, quando comparado aos demais protocolos, a proposta obteve a melhor taxa de entrega com o valor acima de 70%, o menor tempo de atraso nas entregas, o menor custo de entrega de mensagens e a melhor eficiência. No segundo cenário, houve equivalência nas taxas de entrega de mensagens entre os protocolos estudados, a proposta obteve o menor tempo de atraso nas entregas, foi o maior custo de entrega e a menor eficiência.

Todos os dados registrados foram submetidos a testes de hipóteses estatísticas para comprovação da significância das diferenças amostrais, reforçando assim os resultados mostrados graficamente.

Os resultados demonstraram que o protocolo proposto apresenta melhor desempenho em comparação aos outros protocolos estudados, em todas as métricas testadas, quando submetidos a cenários que possuam a ocorrência de contatos mais restrita e um tempo menor de entrega das mensagens. Esse tipo de cenário é o que mais se aproxima dos cenários reais, onde as pessoas se agrupam em nichos específicos, sem muita interação com outros agrupamentos, e o tempo de entrega das mensagens é limitado a no máximo alguns dias.

Em trabalhos futuros, pretende-se explorar a flexibilização do conceito de interesse, através do uso de mais de um interesse e com peso de importância diferenciado associado ao nó.

Referências

- [1] D. H. Arsham and M. Lovric, *Bartlett's Test*, ser. International Encyclopedia of Statistical Science, 2011, vol. 2. 58
- [2] A. Bisengar, O. Zytoune, M. Rziza, M. Ouadou, and D. Aboutajdine, "A Routing Protocol Based on Mobility Prediction for Mobile Ad Hoc Networks," 2014. 33
- [3] S. Borman, "The expectation maximization algorithm-a short tutorial," *Submitted for publication*, 2004. 41
- [4] E. Bulut, Z. Wang, and B. K. Szymanski, "Impact of social networks on delay tolerant routing," in *Global Telecommunications Conference, 2009. GLOBECOM 2009. IEEE*. IEEE, 2009, pp. 1 – 6. 27
- [5] C. A. Campos, R. M. S. Fernandes, and L. F. M. Moraes, "Uma avaliação das redes tolerantes a atrasos e desconexões através de traces reais de mobilidade humana," *Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*, 2009. 15
- [6] V. Cerf, S. Burleigh, A. Hooke, L. Torgerson, R. Durst, K. Scott, K. Fall, and H. Weiss, "Delay-tolerant networking architecture," Tech. Rep., 2007. 23
- [7] A. Chaintreau, P. Hui, J. Crowcroft, C. Diot, R. Gass, and J. Scott, "Impact of human mobility on opportunistic forwarding algorithms," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 6, no. 6, pp. 606 – 620, 2007. 25, 46
- [8] E. Cho, S. A. Myers, and J. Leskovec, "Friendship and mobility: user movement in location-based social networks," in *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*. ACM, 2011, pp. 1082 – 1090. 26
- [9] P. Costa, C. Mascolo, M. Musolesi, and G. P. Picco, "Socially-aware routing for publish-subscribe in delay-tolerant mobile ad hoc networks," *IEEE Journal on selected areas in communications*, vol. 26, no. 5, 2008. 36
- [10] E. M. Daly and M. Haahr, "Social network analysis for routing in disconnected delay-tolerant manets," in *Proceedings of the 8th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking and computing*. ACM, 2007, pp. 32 – 40. 42
- [11] M. de Mesquita Lopes, V. T. F. C. Branco, and J. B. Soares, "Utilização dos testes estatísticos de Kolmogorov-Smirnov e Shapiro-Wilk para verificação da

- normalidade para materiais de pavimentação,” *Transportes*, vol. 21, no. 1, pp. 59 – 66, 2013. 56
- [12] C. T. de Oliveira, M. D. Moreira, M. G. Rubinstein, L. H. M. Costa, and O. C. M. Duarte, “Redes tolerantes a atrasos e desconexões,” in *SBRC Simpósio Brasileiro de Redes de Computadores e Sistemas Distribuídos*, 2007. 20, 23, 24
- [13] N. Eagle, A. S. Pentland, and D. Lazer, “Inferring friendship network structure by using mobile phone data,” *Proceedings of the national academy of sciences*, vol. 106, no. 36, pp. 15274 – 15278, 2009. 46
- [14] W. Gao, Q. Li, B. Zhao, and G. Cao, “Multicasting in delay tolerant networks: a social network perspective,” in *Proceedings of the tenth ACM international symposium on Mobile ad hoc networking and computing*. ACM, 2009, pp. 299 – 308. 16, 33, 35
- [15] F. Hajiaghajani and S. Biswas, “Learning based gain-aware content dissemination in delay tolerant networks,” in *Communication Systems and Networks (COMSNETS), 2017 9th International Conference on*. IEEE, 2017, pp. 198 – 205. 36
- [16] J. A. Hartigan and M. A. Wong, “Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm,” *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, vol. 28, no. 1, pp. 100 – 108, 1979. 16, 30, 41
- [17] S. Hidi, “Interest: A unique motivational variable,” *Educational research review*, vol. 1, no. 2, pp. 69 – 82, 2006. 27
- [18] P. Hui, J. Crowcroft, and E. Yoneki, “Bubble rap: Social-based forwarding in delay-tolerant networks,” *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 10, no. 11, pp. 1576 – 1589, 2011. 24, 33, 49
- [19] S. Jain and M. Chawla, “Survey of buffer management policies for delay tolerant networks,” *The Journal of Engineering*, vol. 1, no. 1, 2014. 49
- [20] A. Keränen, J. Ott, and T. Kärkkäinen, “The ONE simulator for DTN protocol evaluation. In Proceedings of the 2nd international conference on simulation tools and techniques.” ICST (Institute for Computer Sciences, Social-Informatics and Telecommunications Engineering), 2009. 51
- [Knuth] D. E. Knuth, *The Art of Computer Programming; Volume 2: Seminumerical Algorithms*. 54
- [21] C. Lee, D. Chang, Y. Shim, N. Choi, T. Kwon, and Y. Choi, “Regional token based routing for DTNs,” in *Information Networking, 2009. ICOIN 2009. International Conference on*. IEEE, 2009, pp. 1 – 5. 40

- [22] V. B. Leotti, R. Coster, and J. Riboldi, “Normalidade de variáveis métodos de verificação e comparação de alguns testes não-paramétricos por simulação,” *Revista HCPA. Porto Alegre. Vol. 32, no. 2 (2012), p. 227-234*, 2012. 56
- [23] R. Linden, “Técnicas de agrupamento,” *Revista de Sistemas de Informação da FSMA*, vol. 4, 2009. 39
- [24] A. Lindgren, A. Doria, and O. Schelén, “Probabilistic routing in intermittently connected networks.” *Mobile Computing and Communications Review*, vol. 7, no. 3, pp. 19 – 20, 2003. [Online]. Available: <http://doi.acm.org/10.1145/961268.961272> 24, 49
- [25] H. Macedo, E. Torres, M. Chella, and L. Matos, “OTIMIZAÇÃO DO ALGORITMO EXPECTATION MAXIMIZATION PARA O MODELO DE MISTURAS GAUSSIANAS USANDO CUDA,” *Revista de Sistemas e Computação-RSC*, vol. 7, 2017. 41
- [26] G. McLachlan and T. Krishnan, *The EM algorithm and extensions*. John Wiley & Sons, 2007, vol. 382. 29
- [27] P. A. Morettin and W. O. BUSSAB, *Estatística Básica*. Editora Saraiva, 2017. 60, 62
- [28] M. Musolesi and C. Mascolo, *Mobility models for systems evaluation*. Springer, 2009. 15, 25
- [29] J. B. Postel, “Internet protocol rfc 791,” 1981. 21
- [30] N. M. Razali and Y. B. Wah, “Power comparisons of shapiro-wilk, kolmogorov-smirnov, lilliefors and anderson-darling tests,” *Journal of statistical modeling and analytics*, vol. 2, no. 1, 2011. 59
- [31] J. Redi and R. Ramanathan, “The DARPA WNaN network architecture,” in *Military Communications Conference, 2011-milcom 2011*. IEEE, 2011, pp. 2258 – 2263. 21
- [32] N. Sharma, A. Bajpai, and M. R. Litoriya, “Comparison the various clustering algorithms of weka tools,” *facilities*, vol. 4, no. 7, 2012. 29
- [33] C. Souza, E. Mota, L. Galvao, P. Manzoni, J. C. Cano, and C. T. Calafate, “Fsf: Friendship and selfishness forwarding for delay tolerant networks,” in *Computers and Communication (ISCC), 2016 IEEE Symposium on*. IEEE, 2016, pp. 1200 – 1207. 49
- [34] B. Wellman, “Computer networks as social networks,” *Science*, vol. 293, no. 5537, pp. 2031 – 2034, 2001. 25, 39, 40

-
- [35] F. Xia, Q. Yang, J. Li, J. Cao, L. Liu, and A. M. Ahmed, "Data dissemination using interest-tree in socially aware networking," *Computer networks*, vol. 91, pp. 495 – 507, 2015. 33, 34
- [36] E. Yoneki, P. Hui, S. Chan, and J. Crowcroft, "A socio-aware overlay for publish/subscribe communication in delay tolerant networks," in *Proceedings of the 10th ACM Symposium on Modeling, analysis, and simulation of wireless and mobile systems*. ACM, 2007, pp. 225 – 234. 35
- [37] Y. Zhu, B. Xu, X. Shi, and Y. Wang, "A survey of social-based routing in delay tolerant networks: Positive and negative social effects," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 15, no. 1, pp. 387 – 401, 2013. 16