

Replicação de Dados em Redes *Ad Hoc* para Sistemas de Apoio em Situações de Desastres

Luciano Bertini, Orlando Loques e J.C.B. Leite

Instituto de Computação – Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156, Bloco E, 3º andar 24.210-240 Niterói, RJ

lbertini@ic.uff.br, loques@ic.uff.br, julius@ic.uff.br

Resumo. *Este trabalho apresenta um mecanismo de replicação de dados em redes ad hoc que prolonga a disponibilidade dos dados e, conseqüentemente, da aplicação. Além disso, o número de replicações é minimizado, contribuindo para um menor consumo de energia. Um nó móvel gera uma réplica de seus dados quando sua energia fica em um nível ruim ou se o nó móvel estiver na iminência de perder a conexão. Para a alocação de réplica, a teoria de decisão bayesiana é utilizada, porém com modelagem fuzzy dos estados e das observações feitas no sistema. O resultado é um método de alocação de réplicas adequado para um ambiente muito imprevisível como uma rede ad hoc. O mecanismo proposto tem características que o tornam apropriado para o uso em aplicações de apoio a equipes de recuperação em situações de desastres.*

Abstract. *This paper presents a data replication mechanism for ad hoc networks which aims to extend data availability and, thus, the application life time. Besides this, the number of replications is minimized, helping to reduce energy consumption. A mobile node replicates its data either when its energy is in a weak level or when it is in the imminence of losing connection. For replica allocation, the bayesian decision theory is used, but with fuzzy states modeling and fuzzy observations made on the system. The result is a replica allocation method suitable for a very unpredictable environment, such as an ad hoc network. The proposed mechanism presents features that make it suitable for using in a disaster recovery system application.*

1. Introdução

Situações de desastres como furacões, terremotos, inundações, grandes incêndios e atividades vulcânicas, apenas para citar algumas, além ainda daquelas situações causadas pela mão do próprio homem, como atentados terroristas, ocorrem frequentemente, podendo causar uma grande perda de vidas humanas. Nessas situações, equipes de salvamento devem entrar em ação tão rapidamente quanto possível, e com máxima eficiência, para mitigar a extensão da catástrofe, pois, por exemplo, a probabilidade de se encontrar vítimas ainda com vida decai conforme o tempo passa.

Para melhorar os serviços de resgate, após um desastre de grandes proporções, muito tem sido discutido em todo o mundo. Alguns tratados internacionais já foram estabelecidos nesse sentido, como por exemplo a convenção de Tampere, acordada em

1998 na Finlândia, durante a conferência ICET (*Intergovernmental Conference on Emergency Telecommunication*), citada em [Oh, 2003], com o objetivo de estabelecer mecanismos para o provimento de recursos de telecomunicações e tecnologias para operações de recuperação em situações de desastres, comumente chamadas de *disaster recovery*, *disaster mitigation*, ou ainda *disaster relief*. Uma das preocupações é puramente política, para tentar eliminar ao máximo a burocracia encontrada em certos países para a entrada de equipamentos, o que gera uma perda de tempo e de vidas humanas.

Por outro lado, além das questões burocráticas, existe muito sendo discutido tecnicamente, porém poucos trabalhos foram propostos no sentido de se implementar sistemas de suporte à recuperação de desastres. A tecnologia atual pode e deve ajudar na melhoria dos serviços de apoio às equipes de resgate. No mesmo artigo citado [Oh, 2003], algumas necessidades de serviços de telecomunicações são apresentadas. Por exemplo, satélites podem ser usados para fazer o zoneamento da região afetada, de forma a guiar o planejamento físico necessário para as operações. De fato, existem atualmente satélites lançados especificamente para a monitoração do globo nesse sentido. Além dos satélites, é um senso comum que a comunicação sem fio provê o mais viável e confiável modo de comunicação entre os agentes de campo operando em uma área pós-desastre. O artigo também cita alguns trabalhos de pesquisa que têm sido conduzidos no desenvolvimento de redes de computadores *ad hoc* multisaltos (*multi-hop*), que é a topologia que se deve ter como alvo para o desenvolvimento de aplicações com esse objetivo. Em uma situação real, a comunicação dos agentes com uma central de informações é muito importante, mas isso pode não ser possível devido às condições causadas pelo desastre. Por exemplo, toda a infra-estrutura de comunicação pode ter sido destruída.

Nesse contexto, a disponibilidade de certos dados pode ser crítica para o sucesso da operação. Este trabalho apresenta uma técnica a ser embutida em um sistema de apoio em situações de desastres, baseado em redes *ad hoc* multisaltos, e que permite otimizar o consumo de energia dos nós, minimizando o tráfego de dados de replicação entre os nós móveis. Um sistema como este apresenta muitas incertezas, de forma que é preciso que seja modelado utilizando técnicas existentes para o tratamento de variáveis aleatórias. O modelo aqui admitido consiste de uma rede *ad hoc*, com nós distribuídos em uma área muito maior que o alcance do sinal de cada nó. Sempre que existe uma probabilidade elevada de um determinado nó se desconectar, seus dados críticos (aqui denominados unidade de dados) devem ser replicados em outro nó em melhores condições, dentre os nós de sua vizinhança. A escolha do nó móvel para se fazer a replicação influencia o tempo de vida da aplicação. A escolha do melhor nó é impossível de ser alcançada com certeza, devido às componentes estocásticas presentes. Neste trabalho, a teoria de decisão bayesiana é adotada para essa tomada de decisão, com uma modelagem *fuzzy* das informações colhidas e dos estados do sistema, o que simplifica o modelo, de modo a não ocorrer uma explosão de estados quando se combina várias características como conectividade e energia. Tal abordagem foi empregada com sucesso, em outro contexto, na área de sistemas distribuídos [Barroso et al., 2002].

Aqui são consideradas duas variáveis aleatórias principais, por gerarem desconexão de elementos da rede, que são a energia e a conectividade de um nó. O consumo de energia de um nó representa na verdade uma seqüência de variáveis aleatórias que inclui o consumo de energia pelo usuário, a carga de processamento imposta ao processador, um

maior ou menor processamento de mensagens, etc. Assim, o tempo de vida da bateria de um nó móvel será o resultado dessa seqüência de variáveis aleatórias, podendo até mesmo ocorrer de um nó móvel com menor energia inicial obter maior tempo de vida de sua bateria que um outro nó móvel com maior nível de energia inicial. A conectividade do nó também é aleatória, pois depende da trajetória que este nó está realizando e é impossível saber exatamente quando um nó móvel irá sair do alcance dos demais nós.

Este trabalho está organizado como segue. A seção 2 apresenta alguns trabalhos relacionados. A seção 3 apresenta a teoria de decisão *fuzzy-bayesiana* e como ela foi ajustada ao modelo. Em seguida, a seção 4 apresenta detalhes de implementação do modelo de simulação e levantamento de dados estatísticos. A seção 5 apresenta os resultados obtidos a partir de um simulador especialmente desenvolvido, que usa como entrada dados gerados pelo ns-2 [ns-2]. A seção 6 apresenta futuras direções que podem ser tomadas para melhorar o modelo. Por último, a seção 7 apresenta a conclusão.

2. Trabalhos Relacionados

Um trabalho relacionado aparece em [Boulkenafed e Issarny, 2003] onde as réplicas são feitas com base no perfil de cada nó. O perfil é criado baseado em seus recursos, como energia e capacidade de armazenamento, além do tempo que o usuário pretende ficar conectado. Esta última informação não é apropriada para aplicações de recuperações de desastres, pois os usuários não podem estimar o tempo que permanecerão conectados. Nesse trabalho, cada uma das três variáveis citadas é classificada em três classes: *fraco*, *aceitável* e *ótimo*. A combinação delas gera uma classificação do perfil geral do nó móvel, nessas mesmas classes. Em seguida, quando um nó móvel fica com seu perfil na categoria *fraco*, ele faz uma réplica do seu dado em um outro nó com perfil *ótimo* ou *aceitável*. Como a replicação é feita ou atualizada sob demanda, ocorre uma grande economia de energia quando comparado ao esquema em que as réplicas são atualizadas cada vez que são modificadas. Apesar da eficiência do método, por dois motivos ele é inviável para a aplicação de recuperação de desastres. O primeiro é que ele considera a informação do tempo esperado de conexão. O outro é que a proposta é dirigida para redes *ad hoc* do tipo “um salto” (*one-hop*), o que nem sempre é possível em um ambiente de desastre. Em [Ratner et al., 2001], onde são apresentados os requisitos básicos que um sistema de replicação de dados requer, também é mencionada a inviabilidade de se adotar a previsibilidade de conexão baseada no tempo que o usuário pretende permanecer no grupo, para aplicações genéricas. O tipo de rede assumido em [Ratner et al., 2001] é uma rede *ad hoc* mais genérica, podendo ser multisaltos, mas que permita a comunicação *any-to-any*.

O trabalho apresentado em [Pena-Mora et al., 2002] apresenta o projeto de um sistema distribuído de memória compartilhada (DSMS) que provê um canal transparente de comunicação entre as aplicações em uma rede *ad hoc*, com a justificativa que a memória compartilhada distribuída oferece maior transparência ao programador. O artigo também desenvolve um modelo de simulação para situações de recuperação de desastres para analisar as diferentes estratégias e a quantidade de replicação necessária nesse tipo de aplicação. O modelo permite o estabelecimento do espaço de memória compartilhada tão logo os usuários se encontrem dentro da faixa de alcance, podendo a rede ser do tipo *multi-hop*. Apresenta também um modelo de simulação com características exclusivas das aplicações de recuperação de desastres. Inclui, por exemplo, a probabilidade de morte

ou acidente de um membro da equipe de resgate. Basicamente, a área é definida como um quadrado, com velocidade, direção e tempo de deslocamento modelados como uma distribuição randômica uniforme. Vários tipos de falhas são admitidas, como a perda de cobertura, falha na rede, falha de componentes eletrônicos e falha de software, dano físico nas máquinas e falha de baterias. O sistema não modela o consumo de bateria, simplesmente insere uma falha a cada 5 horas e um gasto de 60s para a sua troca. Apesar de uma modelagem probabilística ser usada na simulação de falhas, ela não entra no esquema de replicação, como será feito neste artigo.

3. Teoria de Decisão *Fuzzy-Bayesiana*

A teoria de decisão *bayesiana* tradicional, com estados e informações não *fuzzy*, consiste em um *framework* aplicável em qualquer sistema de decisão baseado em estados incertos. A aplicação dessa teoria requer primeiramente que se identifique os estados incertos do sistema, as ações que serão tomadas, as funções de utilidades e as variáveis aleatórias que estão envolvidas, que precisarão ser observadas para a aplicação do teorema de Bayes, que é a base do *framework*. O sistema pode ser modelado como de estados discretos ou de estados contínuos.

No modelo discreto, a cada possível estado s_i é atribuída uma probabilidade de que esse estado ocorra, definida *a priori*. Se o modelo for contínuo, deve ser definida a função densidade de probabilidade para o estado do sistema. Os valores das *probabilidades a priori* devem ser baseados apenas no conhecimento prévio do comportamento do sistema. Em seguida, no momento da tomada da decisão, deve ser feita uma observação x no sistema, uma coleta de dados que servirá para aproximar os valores de probabilidades da real tendência do sistema. Com o teorema de *Bayes*, essas informações permitem que sejam obtidas novos valores de probabilidades para os estados do sistema, que são as *probabilidades posteriores*.

Após o cálculo de todas as probabilidades posteriores, deve-se associar uma recompensa que se obtém se uma determinada ação for tomada para cada estado possível. A função que gera os valores dessa recompensa é denominada *função de utilidade*. Deve-se definir, analisando-se cada ação em cada possível estado, o benefício da ação, quantificar esse benefício e gerar uma tabela $n \times m$, onde n é o número de estados e m o número de ações. Para se decidir entre uma das m ações a ser tomada, calcula-se a *utilidade esperada* de cada ação. A utilidade esperada é dada pelo somatório dos produtos de cada probabilidade posterior pela recompensa associada. A ação que obtiver a maior utilidade esperada é a melhor ação a ser tomada. A seção 3.3 apresentará uma melhor formulação desse *framework*, além de fazer a inclusão de estados e informações *fuzzy*. Exemplos de sistemas discretos com decisão bayesiana podem ser encontrados em [Winkler, 1972].

3.1. Definição dos Estados e Incertezas

Na aplicação de replicação de dados aqui assumida, o estado é caracterizado por duas variáveis importantes para o tempo de vida conectado de um nó móvel: energia e conectividade. A energia de um nó em um determinado momento é uma variável aleatória. Ela é uma função estritamente decrescente com taxa de declínio l , que não pode ser determinada com certeza em um dado tempo t . A conectividade define o quão conectado um nó está à rede *ad hoc*. Considerando que ela é *multi-hop*, um nó pode estar mais ou

menos conectado, podendo até se desconectar momentaneamente do grupo. Esse nível de conectividade está associado à movimentação do nó, ou melhor, à trajetória do nó, que também pode-se dizer que é uma variável aleatória.

O sistema foi modelado como um sistema discreto, de modo semelhante aos exemplos apresentados em [Ross, 1995]. A energia tem um nível mínimo e um nível máximo, que na realidade não representa o nível de energia, mas a estimativa do tempo de vida da bateria. Para a conectividade, escala semelhante pode ser definida. Essa escala, entre mínimo e máximo, para ambas, poderia ser dividida em r níveis discretos. Como o sistema é composto de duas variáveis aleatórias, com r níveis cada, seriam gerados r^2 diferentes estados. Esse número de estados é evitado quando se classifica os mesmos em conjuntos *fuzzy*. Foram adotados três níveis *fuzzy* para os estados: “fraco”, “aceitável” e “ótimo”, gerando 9 estados ao todo, como mostra a tabela 1. Como a variável energia é independente da conectividade, a probabilidade conjunta das duas variáveis poderá ser determinada pelo produto das duas probabilidades.

Tabela 1: Combinação de estados

Estado	Energia (e) e Conectividade (c)
s_1	e=fraco, c=fraco
s_2	e=fraco, c=aceitável
s_3	e=fraco, c=ótimo
s_4	e=aceitável, c=fraco
s_5	e=aceitável, c=aceitável
s_6	e=aceitável, c=ótimo
s_7	e=ótimo, c=fraco
s_8	e=ótimo, c=aceitável
s_9	e=ótimo, c=ótimo

3.2. Ações e Função de Utilidade

A função de utilidade determina, para cada estado possível, o valor da recompensa para o sistema (*payoff*) se determinada ação for tomada. Quando um nó móvel precisar replicar um dado, o método de decisão deverá ser executado e o resultado deverá indicar em qual nó móvel vizinho o dado deverá ser replicado. Portanto, tem-se $n - 1$ ações no conjunto A de ações, dado por $A = \{a_1, a_2, \dots, a_i, \dots, a_{n-1}, a_n\}$, com $i \neq j$, sendo j o nó que quer replicar o dado.

A função de utilidade para um modelo discreto é definida por uma matriz relacionando as ações com os possíveis estados. Na aplicação em questão, deseja-se replicar os dados em nós que ficarão conectados o maior tempo possível, assegurando a maior disponibilidade possível para esses dados. Portanto, uma lógica simples sugere atribuir recompensa crescente à medida que o estado do sistema vai de s_1 para s_9 (conforme tabela 1). Ou seja, s_i recebe recompensa i . O estado s_9 recebe recompensa máxima, pois é o estado mais desejável.

Uma diferença significativa que esta aplicação da decisão bayesiana apresenta em relação a sistemas tradicionais de decisão bayesiana, é que os valores da função de utilidade são os mesmos para todas as ações. Isto ocorre porque todas as ações representam uma mesma ação básica, a de replicar dados em algum nó. O que muda em cada ação

são as funções de probabilidade que serão selecionadas para cada nó ao qual a ação se refere. Nos sistemas tradicionais de decisão bayesiana as funções de probabilidade são as mesmas e a de utilidade é que é diferente para cada ação.

3.3. Equações *Fuzzy-Bayesianas*

As equações usadas pelo método de decisão *fuzzy-bayesiano* modificam as equações da decisão bayesiana convencional, introduzindo as funções de pertinência *fuzzy*. As equações 1, 2, 3 e 4 são as equações tradicionais da decisão bayesiana. A equação 1 gera a probabilidade posterior $Pr [s_i|x_k]$, que representa a probabilidade de ocorrer o estado s_i dado que a informação x_k observada é verdadeira. A observação x_k é coletada do sistema e pode assumir um dos valores do conjunto $X = \{x_1, x_2, \dots, x_r\}$, onde r é a quantidade de níveis discretos que está sendo considerada. Essa equação é a própria formulação do teorema de Bayes, já citado:

$$Pr [s_i|x_k] = \frac{Pr [x_k|s_i] Pr [s_i]}{Pr [x_k]} \quad (1)$$

onde $Pr [x_k]$ é a probabilidade marginal do dado x_k , determinada pelo teorema da probabilidade total, ou seja

$$Pr [x_k] = \sum_{i=1}^n Pr [x_k|s_i] Pr [s_i] \quad (2)$$

Tendo calculado todas as probabilidades posteriores para cada estado, a utilidade esperada $E(u_j|x_k)$ para cada ação j é dada por

$$E(u_j|x_k) = \sum_{i=1}^n u_{ji} Pr [s_i|x_k] \quad (3)$$

onde u_{ji} é a recompensa atribuída para a j -ésima alternativa no i -ésimo estado. A melhor ação a ser tomada será a melhor utilidade esperada, ou seja

$$E(u^*|x_k) = \max_j E(u_j|x_k) \quad (4)$$

Como as informações e estados são inerentemente *fuzzy*, as equações 1, 2, 3 e 4 são modificadas como se segue para a inclusão da lógica *fuzzy*. A observação que atualiza as probabilidades, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_r\}$, pode ser classificada em eventos *fuzzy*, \underline{M} , também como “fraco”, “aceitável” ou “ótimo”. O evento *fuzzy* terá uma função de pertinência $\mu_{\underline{M}}(x_k)$, $k = 1, 2, \dots, r$.

A idéia de probabilidade de um evento *fuzzy* é então definida da seguinte maneira

$$Pr [\underline{M}] = \sum_{k=1}^r \mu_{\underline{M}}(x_k) Pr [x_k] \quad (5)$$

Três eventos *fuzzy* vão descrever a informação, \underline{M}_1 , \underline{M}_2 e \underline{M}_3 , representando, respectivamente, “fraco”, “aceitável” e “ótimo”. \underline{M}_1 , \underline{M}_2 e \underline{M}_3 devem ser *ortogonais*, ou seja, a soma do valor da função de pertinência dos três conjuntos *fuzzy*, para qualquer ponto x_k , deve ser a unidade, isto é

$$\sum_{i=1}^3 \mu_{\underline{M}_i}(x_k) = 1 \quad (6)$$

Em um sistema discreto, os conjuntos *fuzzy* são definidos através de tabelas. Uma representação de \underline{M}_1 , \underline{M}_2 e \underline{M}_3 está apresentada na tabela 2, com 8 níveis, para uma variável qualquer v . De fato, esta foi a tabela usada nas simulações. A necessidade da função de pertinência *fuzzy* ser ortogonal vem do fato que na teoria de decisão bayesiana o somatório das probabilidades para cada estado possível deve ser a unidade. Se os conjuntos *fuzzy* não forem ortogonais isso deixa de ser verdade e o *framework* da decisão bayesiana não pode mais ser usado.

Tabela 2: Definição dos conjuntos *fuzzy*

	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5	v_6	v_7	v_8
\underline{M}_1	1.0	1.0	0.5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
\underline{M}_2	0.0	0.0	0.5	1.0	1.0	0.5	0.0	0.0
\underline{M}_3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.5	1.0	1.0

Com base na equação 5 e no teorema de Bayes (equações 1 e 2), obtém-se a probabilidade posterior, dada a informação *fuzzy* \underline{M}

$$Pr [s_i | \underline{M}] = \frac{Pr [\underline{M} | s_i] Pr [s_i]}{Pr [\underline{M}]} \quad (7)$$

onde

$$Pr [\underline{M} | s_i] = \sum_{k=1}^r \mu_{\underline{M}}(x_k) Pr [x_k | s_i] \quad (8)$$

Substituindo 5 e 8 em 7, obtém-se

$$Pr [s_i | \underline{M}] = \frac{\sum_{k=1}^r \mu_{\underline{M}}(x_k) Pr [x_k | s_i] Pr [s_i]}{\sum_{k=1}^r \mu_{\underline{M}}(x_k) Pr [x_k]} \quad (9)$$

Utilizando as informações *fuzzy*, obtém-se as equações 10 e 11, equivalentes às equações 3 e 4, para um evento *fuzzy* \underline{M}_t

$$E(u_j | \underline{M}_t) = \sum_{i=1}^n u_{ji} Pr [s_i | \underline{M}_t] \quad (10)$$

$$E(u^* | \underline{M}_t) = \max_j E(u_j | \underline{M}_t) \quad (11)$$

3.4. Estados *Fuzzy*

As equações anteriores incluem a observação do sistema como uma variável *fuzzy*. No modelo de replicação de dados os estados do sistema também são *fuzzy*. Tanto a energia quanto a conectividade poderão estar nos estados “fraco”, “aceitável” e “ótimo”. Para incluir estados *fuzzy* no modelo é também necessário que se tenha as funções de pertinência ortogonais. A faixa de valores possíveis de energia ou conectividade serão divididas em

m valores discretos. No modelo, tem-se duas variáveis, energia e conectividade. Elas devem ser tratadas independentemente para em seguida obter-se a probabilidade conjunta das duas, multiplicando-se cada combinação possível, o que irá gerar as probabilidades dos estados s_1 até s_9 .

Sejam \underline{E}_1 , \underline{E}_2 e \underline{E}_3 os conjuntos *fuzzy* para a energia, que representam, respectivamente, “fraco”, “aceitável” e “ótimo”. A função $\mu_{\underline{E}_i}(e_k)$ é a pertinência do valor e_k de energia ao conjunto *fuzzy* \underline{E}_i . Como foi feito anteriormente, a probabilidade do estado de energia E_s é

$$Pr[\underline{E}_s] = \sum_{k=1}^m \mu_{\underline{E}_s}(e_k) Pr[e_k] \quad (12)$$

esse valor substitui o valor de $Pr[s_i]$ na equação 9, gerando

$$Pr[\underline{E}_s | \underline{M}_t] = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^r \mu_{\underline{E}_s}(e_i) \mu_{\underline{M}_t}(x_k) Pr[x_k | e_i] Pr[e_i]}{\sum_{k=1}^r \mu_{\underline{M}_t}(x_k) Pr[x_k]} \quad (13)$$

Analogamente, a equação 13 deve ser expressa para a conectividade, com os conjuntos *fuzzy* \underline{C}_1 , \underline{C}_2 e \underline{C}_3 . Por último, deve-se combinar os valores obtidos para gerar 9 valores de probabilidades para os 9 estados possíveis. O cálculo da utilidade esperada $E(u_j | M_t)$ permanece como antes, porém com as probabilidades combinadas e com o somatório entre 1 e 9.

O custo computacional para realizar o cálculo da equação 13 é muito baixo. As variáveis m e r se referem ao número de níveis discretos adotado. No modelo implementado, ambos foram considerados iguais a 8 níveis. Além disso, os valores das probabilidades e pertinências fuzzy são obtidas por consultas a tabelas criadas em tempo de projeto, conforme será mostrado na seção seguinte. O cálculo é portanto de complexidade constante e é realizado para um subconjunto dos n nós da rede, apenas aqueles pertencentes a uma vizinhança de um nó. Portanto, a complexidade é sub-linear em relação ao número de nós.

4. Modelo de Simulação

Para a aplicação da teoria *fuzzy-bayesiana* de decisão, deve-se poder calcular a probabilidade de que ocorra em um nó móvel qualquer valor possível de energia que possa ser observado, dado que um determinado estado ocorreu. Isso é feito tendo-se a função densidade de probabilidades para o consumo, para cada um dos estados possíveis. As variáveis energia e conexão foram discretizadas em 8 níveis. Assim, tem-se 8 valores diferentes de observações possíveis (8 intervalos) e também 8 estados para cada variável. Foi criado um simulador onde cada nó segue um padrão de movimentação gerado pelo ns-2 e consome a sua energia a uma taxa l , que periodicamente assume um valor diferente escolhido randomicamente com distribuição uniforme. O tempo de vida da bateria resultante apresenta uma distribuição normal, já que é resultado de uma seqüência de variações da taxa de consumo. Na teoria de probabilidades, o teorema do limite central estabelece que a média de uma seqüência de variáveis aleatórias independentes, quaisquer que sejam

as suas distribuições de probabilidade, tende a se tornar uma distribuição normal, quando o número de experimentos é muito grande. A figura 1 mostra o decaimento da energia de um nó gerado pelo simulador, em um determinado intervalo de tempo. A figura 2 mostra a densidade de probabilidade gerada para um número grande de simulações. A figura 2.a mostra a função para um intervalo maior de discretização (8 intervalos) e a figura 2.b para um intervalo menor (100 intervalos), para demonstrar a aparência de distribuição normal, comprovando o teorema do limite central. O valor da energia inicial dos nós foi escolhido de tal forma que todos os nós ficassem sem energia antes do término da simulação.

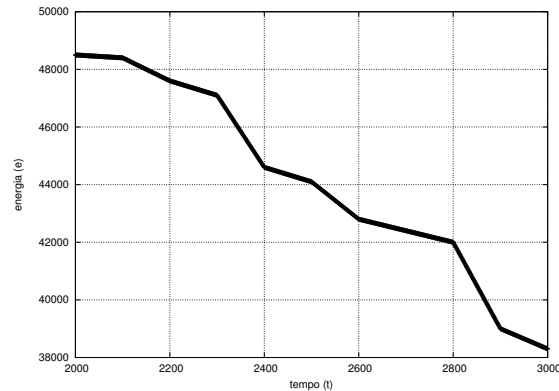


Figura 1: Consumo de energia de um nó em um determinado período de tempo

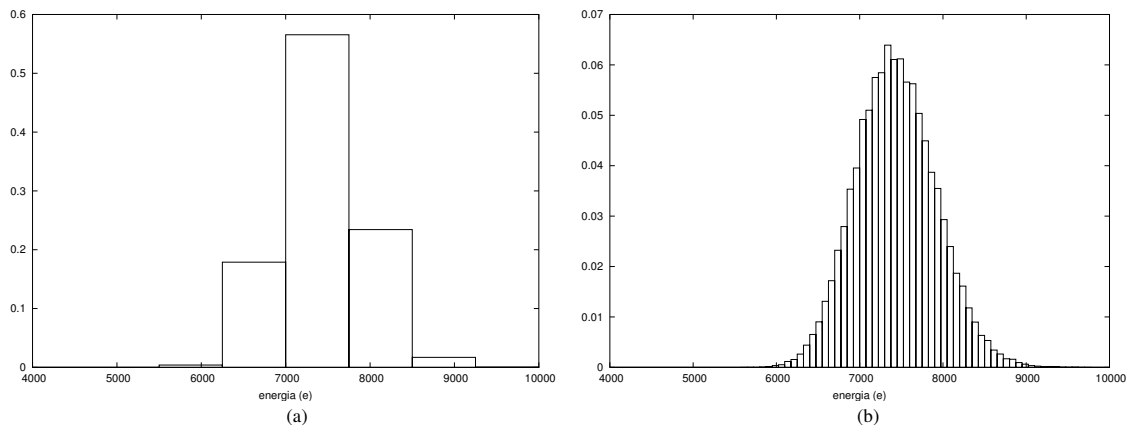


Figura 2: Densidade de probabilidade da energia de um nó em um determinado estado possível com (a) 8 níveis de discretização (b) 100 níveis de discretização

Os cenários de movimentação foram gerados pelo ns-2 através da sua ferramenta *setdest*, em uma área de $1500m \times 300m$, alcance de cada nó de $250m$, sem obstáculos, com velocidades randômicas de distribuição uniforme entre 0 e $20m/s$, períodos de pausa constantes de $50s$, e um tempo de simulação de $10000s$.

Para a observação da conectividade foi utilizada a idéia de que, quanto maior o número de vizinhos dentro da área de alcance de um nó, maior é o nível de conectividade desse nó. Além disso, o nível do sinal recebido de cada nó vizinho também é importante, e este é inversamente proporcional ao quadrado da distância entre os dois nós. Então, para se ter um valor que mede a conectividade do nó, foi calculado o somatório $\sum_i \frac{1}{d_i^2}$, para cada nó i do conjunto de nós vizinhos (dentro da área de alcance) do nó em questão. Para obter o valor da probabilidade dessa observação, a densidade de probabilidade foi levantada em

uma rede *ad hoc* simulada no simulador ns-2. A função de densidade de probabilidades com 8 níveis de discretização está mostrada na figura 3.a, enquanto que a figura 3.b mostra a densidade de probabilidades com maior número de níveis discretos (100 níveis).

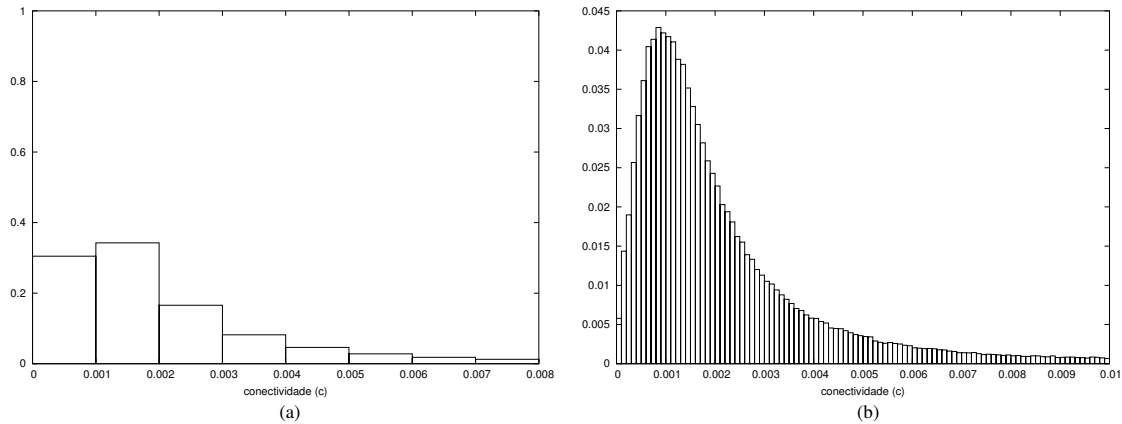


Figura 3: Densidade de probabilidades da conectividade com (a) 8 níveis de discretização (b) 100 níveis de discretização

As densidades mostradas nos gráficos são exemplos gerados para um determinado estado do sistema, dos $m = 8$ estados possíveis. Para a obtenção das densidades para os demais estados possíveis, variou-se o nível inicial de energia do nó móvel, para a variável energia, e o número de nós, para a conectividade, já que quanto menor o número de nós, menor é a conectividade e maior é a probabilidade de desconexão. Assim, obteve-se as tabelas 3 e 4, para a energia e para a conectividade, respectivamente. Esses valores uma vez determinados, não são mais alterados, são portanto determinados *off-line*. Cada linha representa uma densidade de probabilidades discretizada em 8 intervalos. No sistema real, o valor de energia necessário para a consulta nessa tabela pode ser obtido através da técnica de *piggyback* nas mensagens geradas no sistema.

Tabela 3: Densidades de probabilidades para a energia

	Intervalos de valores de energia							
	0	1	2	3	4	5	6	7
e_1	0.913949	0.086001	0.000050	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
e_2	0.020870	0.841518	0.137411	0.000200	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
e_3	0.000000	0.032560	0.780648	0.185892	0.000900	0.000000	0.000000	0.000000
e_4	0.000000	0.000000	0.042190	0.728657	0.226722	0.002430	0.000000	0.000000
e_5	0.000000	0.000000	0.000000	0.049400	0.680177	0.265793	0.004630	0.000000
e_6	0.000000	0.000000	0.000000	0.000040	0.055610	0.639470	0.296480	0.008400
e_7	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000090	0.059351	0.603056	0.337503
e_8	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000130	0.063281	0.936489

Tabela 4: Densidade de probabilidades para a conectividade

	Intervalos de valores de conectividade							
	0	1	2	3	4	5	6	7
c_1	0.564167	0.207523	0.081180	0.039045	0.024648	0.014888	0.010408	0.058142
c_2	0.416515	0.272802	0.112785	0.057652	0.033663	0.020820	0.012914	0.072849
c_3	0.274731	0.276250	0.156001	0.084930	0.048105	0.032473	0.021792	0.105718
c_4	0.191063	0.262295	0.174049	0.102700	0.063073	0.042839	0.029585	0.134395
c_5	0.139472	0.234856	0.187008	0.118938	0.074047	0.048566	0.033711	0.163403
c_6	0.100367	0.193871	0.182225	0.127961	0.089039	0.061280	0.042884	0.202373
c_7	0.075086	0.154516	0.166644	0.131792	0.100211	0.072410	0.051556	0.247785
c_8	0.055307	0.128123	0.150686	0.135078	0.105669	0.079178	0.059544	0.286414

Cada nó inicialmente tem uma unidade de dados que é importante para os demais elementos da rede *ad hoc* e que, portanto, deve ser replicado se preciso. Para se medir

a eficiência do método, foi adotada a idéia de se calcular o total de dados replicados até o final da simulação, que foi realizada para um tempo máximo de 10000 segundos. Se um nó móvel tem a sua unidade de dados e recebe uma réplica, quando este precisar fazer replicação ele terá duas unidades de dados para transmitir. Assim, uma decisão não ótima gera mais replicações. Seja um exemplo com três nós móveis N_1 , N_2 e N_3 , sendo que eles terão tempo de vida de suas baterias dados por $E(N_1)$, $E(N_2)$ e $E(N_3)$, com $E(N_1) < E(N_2) < E(N_3)$. Se o nó N_1 replicar sua unidade de dados em N_2 , este logo terá que replicar as duas unidades em N_3 , perfazendo um total de 3 unidades de dados transmitidas. Ao passo que se o nó N_1 fizesse a réplica diretamente no nó N_3 , que levará mais tempo para ficar sem energia, serão feitas apenas 2 replicações, a unidade de dado de N_1 e a de N_2 . Assim, o número de unidades de dados transmitidos é computado durante a simulação para se verificar a eficiência do método.

Para se saber se o resultado gerado foi bom ou não, implementou-se também o cálculo do resultado ótimo, que resultou em um limite inferior para o número de unidades replicadas, e o resultado péssimo, que resultou em um limite superior. O limite superior é obtido escolhendo-se o pior nó, ou seja, aquele que segundo os dados resultantes da simulação será o próximo a se desconectar. O limite inferior é obtido escolhendo-se o melhor nó, ou seja, o último a se desconectar.

5. Resultados Obtidos

Os resultados das simulações mostraram que a desconexão por falta de energia é mais previsível, de modo que o método gerou resultados excelentes quando se observou apenas a energia, ou seja, sem considerar a conectividade. O gráfico da figura 4.a mostra as três curvas para sucessivas execuções com cenários diferentes de energia e movimentação, considerando somente a replicação pela falta de energia. A figura 4.b mostra a porcentagem do valor obtido pelo método em relação ao ótimo. O cálculo dessa porcentagem foi feito através da expressão: $\frac{\text{resultado} - L_{inf}}{L_{sup} - L_{inf}}$. O valor obtido pelo método ficou muito próximo do ótimo. Em média, 4,1%.

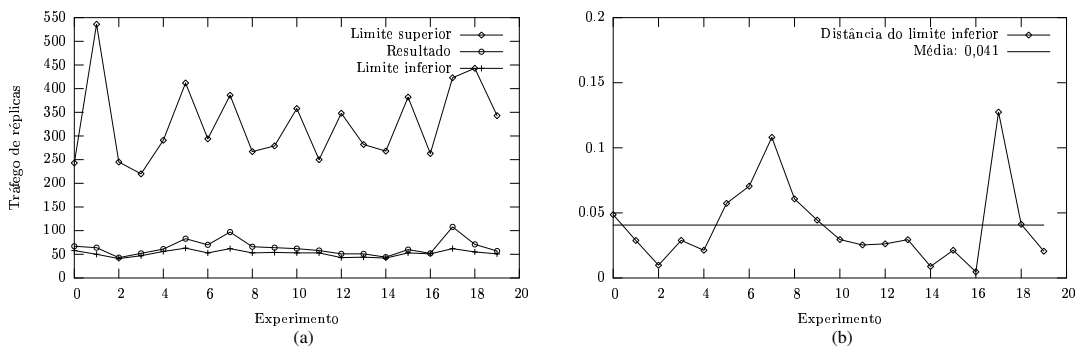


Figura 4: Experimento permitindo somente replicação pela falta de energia (a) número de replicações obtido pelo método *fuzzy*-bayesiano (b) porcentagem para o limite inferior

A conectividade é uma variável mais imprevisível que a energia, pois depende da movimentação e não é estritamente decrescente. Na simulação, o momento exato de replicar foi estabelecido quando o valor da conectividade estivesse abaixo de um valor mínimo e também se estivesse com variação negativa no último intervalo, ou seja, eliminou-se

a possibilidade de replicar dados de um nó que está se aproximando do grupo de nós. A análise isolada permitindo somente replicação pela falta de sinal gera curvas muito próximas, pois, quando um nó está prestes a se desconectar, geralmente a sua lista de vizinhos possui só um nó ou alguns poucos nós. Nesse caso, o método ótimo, o método péssimo e o método *fuzzy-bayesiano* ficam próximos. Em alguns casos, é possível até que as três curvas coincidam. O que influencia isso são alguns parâmetros como por exemplo o nível de sinal escolhido como limite de acionamento da replicação. O resultado da simulação considerando somente a conectividade está apresentado na figura 5.a.

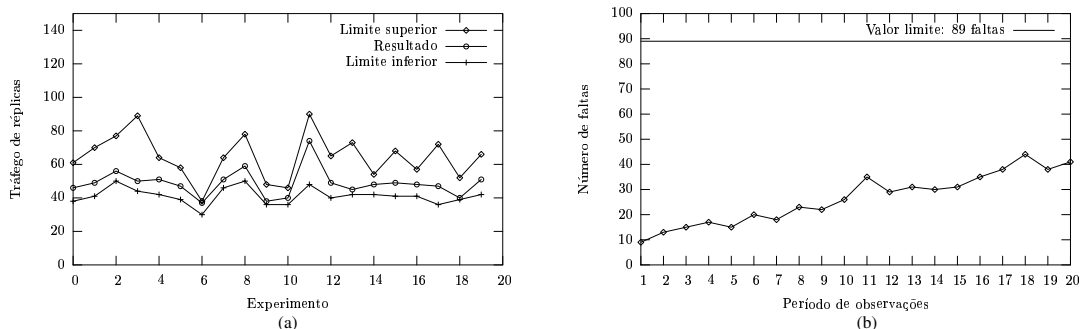


Figura 5: (a) Experimento permitindo somente replicação pela falta de sinal (conectividade) (b) Variação da ocorrência de faltas quando o intervalo de tempo entre as observações aumenta

A figura 5.b mostra a presença de faltas cometidas pelo método, ou seja, quando não se consegue detectar que um nó vai se desconectar e não é feita a réplica. Assume-se que um nó irá se desconectar quando seu nível de sinal é menor que um limite e está se afastando. Em seguida, faz-se a decisão bayesiana para decidir onde o dado será replicado. Eventualmente, é possível que um dado seja replicado e o nó não se desconecte. Também é possível que um dado não seja replicado e o nó se desconecte. Esta seria uma falta mais grave e pode ser evitada se a granularidade de tempo for reduzida, com aumento de custo computacional. Para se verificar a influência da granularidade do tempo no número de faltas, essas foram contabilizadas para diferentes períodos ou granularidades de tempo, entre 1s, que foi a utilizada em todos os experimentos, e 20s. O número máximo possível de faltas foi contabilizado impedindo a replicação em qualquer situação. Para um cenário específico, obteve-se 89 faltas e apenas 9 com os cálculos sendo feitos a cada segundo.

As figuras 6.a, 6.b, 6.c e 6.d apresentam os resultados das simulações considerando energia e conectividade. Cada ponto foi obtido através de uma média entre 20 simulações com energias iniciais diferentes. Neste caso, para as velocidades máximas de 20m/s (média de 36Km/h) e 5m/s (média de 9Km/h), a média de proximidade para o ótimo ficou, respectivamente, 30,2% e 26,0%, que não são tão boas como no caso anterior, pois a desconexão por perda do sinal é mais imprevisível. A figura 7 também mostra o efeito de se aumentar a velocidade dos nós. O aumento da velocidade aumenta a probabilidade de nós se desconectarem, por isso a eficiência do método diminui.

6. Trabalhos Futuros

O modelo de simulação apresentado incorpora características relevantes típicas da aplicação de apoio a equipes de resgate para recuperação de desastre. Várias outras

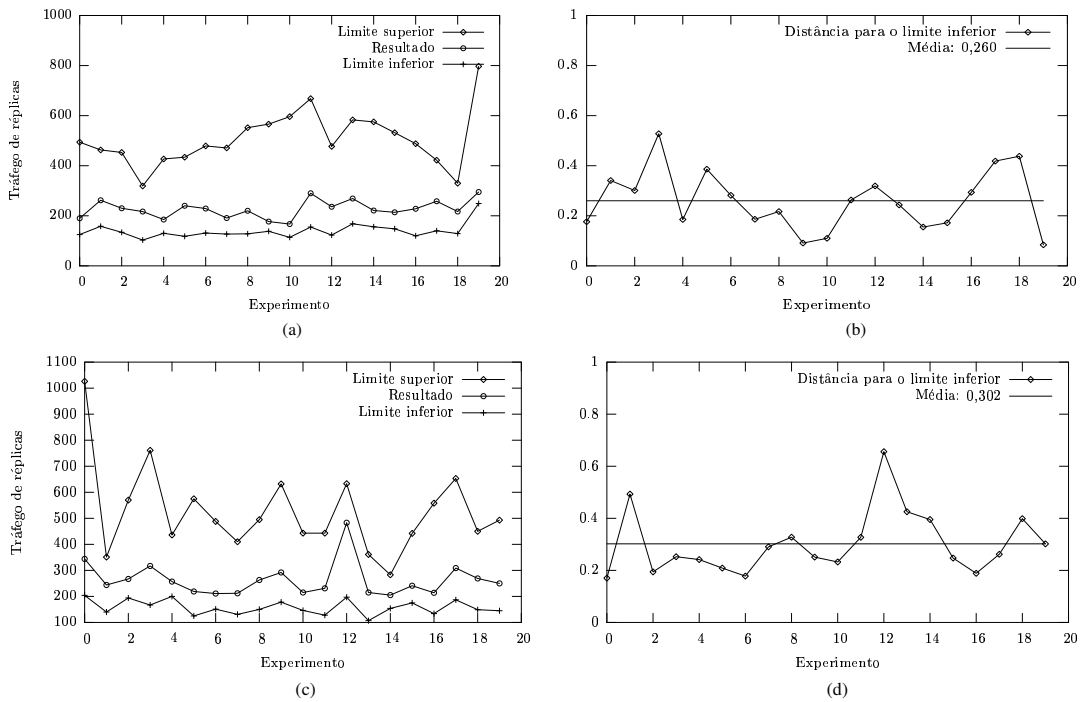


Figura 6: Replicação pela falta de energia e desconexão (a) número de replicações obtido pelo método fuzzy-bayesiano com $v_{max} = 20m/s$ (b) porcentagem para o limite inferior (c) número de replicações obtido pelo método fuzzy-bayesiano com $v_{max} = 5m/s$ (d) porcentagem para o limite inferior

características podem ser incluídas, como, por exemplo, evitar a replicação de dados em nós muito próximos, para evitar a perda de dados em caso de um acidente fatal com um usuário, que também pode afetar outro usuário muito próximo do primeiro. Um estudo mais aprofundado das reais necessidades desse tipo de aplicação deve ser conduzido para se chegar em um modelo mais refinado.

Um problema que não foi abordado neste trabalho é a consistência dos dados. Quando um nó se desconecta e retorna posteriormente à rede, podem surgir cópias inconsistentes das unidades de dados. A consistência de réplicas não tem qualquer ligação com o modelo probabilístico adotado neste trabalho e portanto foi deixada para ser abordada em trabalhos futuros.

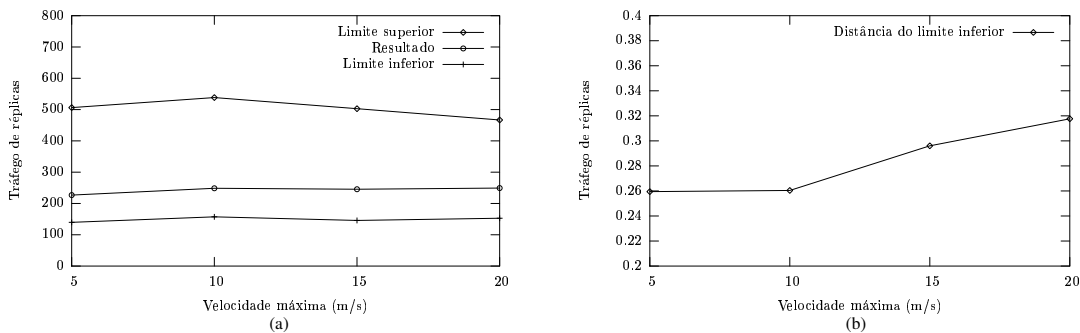


Figura 7: (a) Número de replicações com variação da velocidade dos nós, para distribuições uniformes com velocidade máxima de $5m/s$, $10m/s$, $15m/s$ e $20m/s$ (b) porcentagem para o limite inferior

Uma outra possibilidade de trabalho futuro é incorporar o modelo apresentado em [Huang et al., 2003], onde é considerado o fenômeno da mobilidade de grupos de nós, ou seja, o fenômeno que ocorre em muitas aplicações reais, e que pode ser identificado em situações de recuperação de desastres, no qual os nós móveis tendem a se mover em um sentido comum. Os nós são agrupados através de um modelo matemático vetorial que permite organizar em grupos os nós com comportamentos de movimentação similares. A vantagem em se adotar essa técnica é que reduziria o grau de imprevisibilidade, considerando nós com padrões de movimentação iguais, o que aumentaria a eficiência do método.

7. Conclusões

Este artigo apresentou um método probabilístico para a tomada de decisão em um sistema de replicação de dados. Nas aplicações de interesse, baseadas em redes *ad hoc* multisaltos, a replicação é fundamental, pois a rede pode se tornar disjunta em um determinado momento. A teoria de decisão bayesiana é adequada para esse fim, pois permite lidar com o não determinismo presente em qualquer rede *ad hoc*. O uso de lógica *fuzzy* também mostrou ser bastante adequado, pois simplifica e reduz a complexidade dos cálculos realizados para a execução do método. Os resultados obtidos, em média, ficaram a uma distância do ótimo de aproximadamente 30%, um resultado razoável, tendo em vista a grande imprevisibilidade do sistema e a utilização de situações de pior caso (e.g., velocidade de 20m/s).

8. Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq e à Faperj pelo apoio parcial deste trabalho.

Referências

- ns-2. The network simulator – ns-2. <http://www.isi.edu/nsnam/ns/>.
- Barroso, A. M., Leite, J., e Loques, O. (2002). Treating uncertainty in distributed scheduling. *Journal of Systems and Software*, 63(2):129–136.
- Boulkenafed, M. e Issarny, V. (2003). A middleware service for mobile ad hoc data sharing, enhancing data availability. In *ACM/IFIP/USENIX International Middleware Conference (Middleware 2003)*, páginas 493–511, Rio de Janeiro, Brasil.
- Huang, J.-L., Chen, M.-S., e Peng, W.-C. (2003). Exploring group mobility for replica data allocation in a mobile environment. In *Proceedings of the international conference on Information and knowledge management*, páginas 161–168. ACM.
- Oh, E. S. (2003). Information and communication technology in the service of disaster mitigation and humanitarian relief. In *The 9th Asia-Pacific Conference on Communications (APCC 2003)*, volume 2, páginas 730–733, Penang, Malásia.
- Pena-Mora, F., Aldunate, R., e Nussbaum, M. (2002). Availability analysis of an ad-hoc DSMS for disaster relief environments. In *International Conference of the Chilean Computer Science Society*, páginas 59–71, Atacama, Chile.
- Ratner, D., Reiher, P., Popek, G. J., e Kuenning, G. H. (2001). Replication requirements in mobile environments. *Mobile Networks and Applications*, 6(6):525–533.
- Ross, T. J. (1995). *Fuzzy Logic With Engineering Applications*. Mc Graw Hill.
- Winkler, R. L. (1972). *Introduction to Bayesian Inference and Decision*. Holt, Rinehart and Winston, Nova York.