UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
INSTITUTO DE FÍSICA DE SÃO CARLOS

JEREMIHAS SULZBACHER CARUSO

Características locais no tráfego de pacotes em redes complexas próximo ao ponto de congestionamento

São Carlos

2014

JEREMIHAS SULZBACHER CARUSO

Características locais no tráfego de pacotes em redes complexas próximo ao ponto de congestionamento

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação do Instituto de Física de São Carlos da Universidade de São Paulo para a obtenção do título de Mestre em Ciências

Área de Concentração: Física Aplicada

Opção: Física Computacional

Orientador: Prof. Dr. Gonzalo Travieso

Versão Corrigida

(versão original na Unidade que aloja o Programa)

São Carlos

2014

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica elaborada pelo Serviço de Biblioteca e Informação do IFSC, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Caruso, Jeremihas Sulzbacher
Características locais no tráfego de pacotes em redes complexas próximo ao ponto de congestionamento / Jeremihas Sulzbacher Caruso; orientador Gonzalo Travieso - versão corrigida -- São Carlos, 2014.
84 p.

Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Física Aplicada Computacional) -- Instituto de Física de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2014.

1. Redes complexas. 2. Congestionamento. 3. Transiente. I. Travieso, Gonzalo, orient. II. Título.

À minha família e amigos, com amor, admiração e gratidão por sua compreensão, presença, auxílio e incansável apoio ao longo período de elaboração deste trabalho.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Gonzalo Travieso, que nos anos de convivência, muito me ensinou e contribuiu para meu crescimento científico e intelectual.

Aos meus colegas de laboratório, Ricardo, Gustavo, José Ricardo e Adilson, pela atenção e apoio durante a realização deste trabalho.

Ao Instituto de Física de São Carlos, pela oportunidade de realização do curso de mestrado.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior, pela concessão de bolsa de mestrado e pelo apoio financeiro para a realização desta pesquisa.

Embora ninguém possa voltar atrás e fazer um novo começo, qualquer um pode começar agora e fazer um novo fim.

Emmanuel

RESUMO

CARUSO, J. S. **Características locais no tráfego de pacotes em redes complexas próximo ao ponto de congestionamento.** 2014. 84p. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto de Física de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014

Por muitos anos, a ciência tratou todas as redes como se seus relacionamentos fossem estabelecidos de forma randômica, ou seja, a maioria dos nós teriam aproximadamente o mesmo número de relacionamentos. Porém, o mapeamento de uma variedade de sistemas revelou que a maioria dos nós tinha poucos relacionamentos, enquanto alguns nós têm uma grande quantidade de conexões. Processos microscópicos dinâmicos e estatísticos são duas facetas de sistemas complexos, que estão intimamente ligadas, e a compreensão da sua interdependência é importante tanto para a previsão quanto planejamento estratégico. Os exemplos mais proeminentes incluem o ruído do tráfego em redes de comunicação, sinais ruidosos em sistemas desordenados e auto-organizados, e as séries temporais das flutuações dos preços nos mercados financeiros. Neste trabalho foram analisadas não apenas características globais do tráfego de pacotes em redes complexas, como a presença ou não de congestionamento na rede como um todo, mas também as características locais (isto é, de roteadores específicos) do tráfego no ponto de transição entre a fase livre e a fase de congestionamento. Os resultados mostram, entre outros, que a transição de um estado livre de congestionamento para o estado congestionado de um nó ocorre quando o coeficiente de *detrended fluctuation analysis* da série temporal do número de pacotes na fila de espera do nó é próximo do valor crítico de 1.

Palavras-chave: Redes complexas. Congestionamento. Transiente.

ABSTRACT

CARUSO, J. S. **Local characteristics in packet traffic in complex networks near the congestion point.** 2014. 84p. Dissertação (Mestrado em Ciências) – Instituto de Física de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2014

For many years the science networks all treated as if their relationships were set at random, that is, most of us have approximately the same number of relationships. However, the mapping in a variety of systems revealed that most of us had a few relationships, while some of us have a lot of connections. Dynamic and statistical microscopic processes are two facets of complex systems, which are closely linked, and understanding of their interdependence is important both for predicting as strategic planning. Prominent examples include traffic noise in communication networks, noisy signals in disordered systems and self-organized, and the time series of price fluctuations in financial markets. This work analyzed not only the overall characteristics of package traffic in complex networks and the presence or absence of congestion on the network as a whole, but also the local characteristics (ie, specific routers) of the traffic at the point of transition from the free phase, and congested phase. The results show, among others, that the transition from free to congested traffic in a node happens when the detrended fluctuation analysis coefficient of the time series of the number of waiting packets is close to the critical value of 1.

Keywords: Complex networks. Congestion. Transient.

Lista de Figuras

Figura 1 - Esquemática do modelo de Erdös e Rènyi. Fonte: ERDOS.....26
Figura 2 - Método de reconexão aleatória. Fonte: WATTS(21).....27
Figura 3 - Exemplo de modelo de Barabási e Albert e suas variantes. Fonte: BARABÁSI.....29
Figura 4 - (a)Série temporal de batimentos cardíacos. (b) Série temporal integrada. Fonte: PENG(39).....35
Figura 5 - Grafo de uma rede de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.....41
Figura 6 - Grafo de uma rede de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.....41
Figura 7 - Grafo de uma rede de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.....42
Figura 8 - Representação de gráficos do tamanho da fila de pacotes x o tempo de observação. Fonte: Elaborada pelo autor.....45
Figura 9 - Representação de gráficos gerados a partir da análise DFA. Fonte: Elaborada pelo autor.....46
Figura 10 - Representação de histogramas sorbre valores de DFA. Fonte: Elaborada pelo autor.....47
Figura 11 - Gráficos representativos da comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas. Fonte: Elaborada pelo autor.....48
Figura 12 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.....50
Figura 13 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 2. Fonte: Elaborada pelo autor.....51
Figura 14 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.....53
Figura 15 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 4. Fonte: Elaborada pelo autor.....54
Figura 16 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.....55
Figura 17 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 6. Fonte: Elaborada pelo autor.....56

Figura 18 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....57
Figura 19 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....58
Figura 20 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....59
Figura 21 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....60
Figura 22 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....61
Figura 23 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....62
Figura 24 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....63
Figura 25 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....64
Figura 26 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....65
Figura 27 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.....66
Figura 28 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....67
Figura 29 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras

métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.....68
Figura 30 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.....69
Figura 31 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.....70
Figura 32 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.....71
Figura 33 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.....72
Figura 34 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.....73
Figura 35 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.....74

SUMÁRIO

1 Introdução.....17
2 Redes Complexas.....19
2.1 Teoria de grafos.....20
2.2 Caracterização.....21
2.2.1 Distribuição de Graus.....22
2.2.2 Caminho.....23
2.2.3 Outras Características.....24
2.3 Modelos.....25
2.3.1 Erdös e Rényi 25
2.3.2 Watts e Strogatz 27
2.3.3 Barabási e Albert.....28
3 Análise de Tráfego em Redes Complexas.....31
4 Detrended Fluctuation Analysis.....33
4.1 Sistemas Multifractais.....33
4.2 História.....34
4.3 Cálculo da DFA.....34
4.4 Aplicações.....36
5 Análise de Tráfego Local em Redes Complexas.....37
5.1 Algoritmo.....37
5.2 Experimentos.....38
5.2.1 Simulador de Eventos Discretos.....39
5.2.2 Observação do tempo.....44
5.2.3 Detrended Fluctuation Analisys.....46
5.2.4 Histograma.....47
5.2.5 Compartivos com outras métricas.....47
5.3 Resultados.....49
5.3.1 Erdös e Rényi.....49
5.3.2 Watts e Strogatz.....57
5.3.3 Barabási e Albert.....69
5.4 Discussões.....75
6 Conclusão.....77
REFERÊNCIAS.....79

1 Introdução

Na natureza, podemos identificar relações existentes em qualquer sistema microscópico e/ou macroscópico. Nestas relações, podemos ainda, observar ou inferir características estáticas, como a geometria espacial, e característias dinâmicas, que sofrem influência ao longo do tempo, por exemplo.

Redes complexas é a maneira pela qual é possível modelar a natureza, resumindo as propriedades de um elemento em conexões que ele estabelece com outros elementos de um mesmo sistema. Os elementos, ou nós, da rede podem ser pessoas, proteínas, aeroportos, e até mesmo, como é o caso deste estudo, computadores. Assim, um sistema deste tipo é uma rede de computadores.

A comunicação numa rede de computadores se dá através de transferência eletrônica de informações entre computadores ou periféricos. Com o compartilhamento de recursos de unidades e pastas, os usuários desta rede trocam informações e acessam os mesmos recursos.

Para um funcionamento adequado de redes de computadores, por exemplo a internet, é preciso haver um fluxo de dados de modo que haja atrasos pequenos ou evitar atrasos desnecessários na comunicação entre os nós da rede. Tais atrasos ocorrem quando há uma quantidade grande de informações a serem transmitidas que, muitas vezes, ocasionam excesso de pacotes em uma parte da rede, caracterizando um congestionamento, e podendo ocasionar a interrupção de serviços. Uma das características topológicas que pode ocasionar congestionamento é a disposição das conexões entre os nós da rede, principalmente em nós com maior conectividade que podem vir a funcionar como “gargalos”, pois estes nós estão ligados a um grande número de elementos e recebendo muita informação na comunicação da rede.

Trabalhos recentes revelam que muitas redes reais, incluindo redes de computadores, são complexas, com distribuição de graus livre de escala(1-7). A estrutura e dinâmica das redes complexas vêm sendo objeto de diversos estudos recentes(8-14).

Quanto ao de fluxo de tráfego em redes de computadores, os roteadores transmitem os pacotes de dados para seus destinos. Um nó pode ser um

computador, podendo criar pacotes e receber pacotes de outros nós, ou um roteador, que encontra um caminho entre o nó origem e o destino para cada pacote. A dinâmica do fluxo de tráfego nessas redes já foi objeto de estudos anteriores(13-17). Em cada caso estudado, foi analisado um modelo topológico e encontrada uma relação entre a taxa com que os pacotes são criados na rede e o seu congestionamento para uma determinada maneira de transitar o pacote, observando a pilha de pacotes de cada nó.

Em contraposição aos trabalhos mencionados, que enfocaram situações de congestionamento global da rede, aqui pretendemos analisar o tráfego local com o intuito de determinar nós que estejam no limiar de um processo de congestionamento, mesmo que a rede como um todo ainda não esteja congestionada. Para isso, contamos com o auxílio de um simulador de eventos, o qual possibilitou a observação da comunicação de uma rede de computadores, onde os pacotes percorrem o menor caminho até chegar ao destino, onde ele é processado e removido da rede, havendo mais que um caminho, é feita uma escolha aleatória de qual será percorrido. A taxa de criação dos pacotes varia em três instantes: momento quem a rede está livre para tráfego, momento em que é observada alta flutuação na pilha de pacotes de algum nó e o momento em que é apresentado um congestionamento local. Avaliou-se o tráfego de pacotes sobre diversos modelos topológicos afim de obervar a flutuação do tamanho da pilha de pacotes até o momento de congestionamento local. Os dados provenientes de tamanho da pilha de pacotes ao longo do tempo será tratado através de uma ferramenta denominada *Detrended Fluctuation Analysis,* ou DFA, utilizada para caracterização de ruídos com alta flutuação. O valor obtido no cálculo do DFA será comparado com outras métricas de redes complexas, como a proximidade e o grau relativos à cada nó.

2 Redes Complexas

Sistemas complexos são formados por muitos elementos que são capazes de interagir entre si e com o ambiente. Esta interação evolui com o tempo e pode ser local, ocorrendo entre vizinhos, ou entre elementos distantes no sistema. Duas propriedades importantes que caracterizam um sistema complexo são: os fenômenos emergentes ou padrões complexos que surgem da multiplicidade de interações simples, e a auto-organização, que é a capacidade de organização do sistema sem eventos externos.(6,18)

Exemplos de sistemas complexos são encontrados na física estatística, dinâmica não-linear e teoria de redes complexas(6). Na física estatística, alguns conceitos devem ser alterados para sistemas microscópicos, uma vez que as flutuações se tornam importantes para uma descrição adequada do sistema, dessa maneira, transições de fase não são exibidas. Por sua vez, na dinâmica não-linear, as implicações dos seus elementos são aleatórias e imprevisíveis, tendo como caso de estudo a teoria do caos.

A teoria de redes complexas, objeto de estudo desta dissertação, é uma área relativamente recente e de suma importância para a compreensão de sistemas complexos, dado que a alteração de estruturas elementares afeta o funcionamento global do sistema. O estudo da topologia de uma rede complexa é um dos grandes desafios da área, já que as interações são, frequentemente, de forma não-linear e influenciadas por componentes estocásticos e ruídos externos. Em sistemas complexos, as interações são comumente modeladas em estruturas em redes (1,8,10,19), mapeando os elementos como vértices e suas interações como arestas.

Como exemplos de sistemas complexos já modelados, tem-se a relação entre cientistas ligados por colaborações em trabalhos(20), neurônios conectados pelas sinapses(21), cadeias alimentares formadas por animais e plantas numa relação predatória(22), as rodovias que ligam as cidades(23), as rotas aéreas entre aeroportos, a interação entre palavras na construção de frases, o relacionamento de amizade entre pessoas e a conexão entre os roteadores na Internet.

Dentre as características não triviais exibidas no estudo de redes complexas, pôde-se notar a existência de poucos vértices com grande número de ligações e

uma grande quantidade de vértices com poucas conexões. Este comportamento caracteriza uma distribuição livre de escala. Além desta, outra característica apresentada, conhecida como fenômeno de mundo pequeno, está relacionada ao curto caminho percorrido entre dois vértices. Interessante notar, também, a presença de grande número de ligações em grupos de vértices comparado com o restante da rede, tais grupos são conhecidos como comunidades.

2.1 Teoria de grafos

A teoria de grafos(24) é um maneira matemática e formal para estudar redes, como as citadas anteriormente. Esta teoria foi introduzida por Leonhard Euler em seu trabalho sobre o problema das pontes de Königsberg.

O estudo para redes com número alto de nós requisitou uma análise estatística e com base em algoritmos. Para comodidade do leitor, alguns conceitos da teoria dos grafos são explicados adiante.

Definição 1. *Um grafo G é definido por um par de conjuntos $G = (V, E)$, onde V é um conjunto de vértices e E é um conjunto de arestas, ou seja, pares que relacionam dois vértices do grafo podendo as arestas possuir, ou não, um custo associado, o qual pode representar informações como a intensidade de uma conexão.*

Definição 2. *Um grafo é dito não dirigido se seu conjunto de arestas E é formado por pares não ordenados (i, j), onde $i, j \in V$. Caso contrário, se o conjunto E é constituído de pares ordenados (i, j), o grafo é dito dirigido, ou dígrafo. Uma aresta não dirigida (i, j) permite tanto o fluxo do vértice i com direção ao vértice j como no sentido contrário. Uma aresta dirigida (i, j), porém, tem seu fluxo saindo exclusivamente do vértice i com direção ao vértice j.*

Definição 3. *Um grafo é dito simples caso ele não possua laços – arestas que têm ambas as extremidades no mesmo nó – ou multiarestas – múltiplas arestas*

com a mesma origem e o mesmo destino.

Definição 4. *Um grafo pode ser particionado em componentes conexos, que são subconjuntos* $U \subset V$ *. Um par de vértices* $u, v \in V$ *está no mesmo componente conexo* U *se, e somente se, existe um caminho* $(v_1, ..., v_n)$*, onde* $v_1 = u$, $v_n = v$ *e* $(v_i, v_{i+1}) \in E$ *para todo* $1 \leq i < n$*. Em um grafo dirigido, define-se como componente fortemente conexo o componente conexo obtido levando em conta a direção das conexões. Quando um componente conexo de um grafo dirigido é obtido ignorando a direção das arestas ele é chamado componente fracamente conexo. Caso um grafo seja composto por apenas um componente conexo, o grafo é dito conexo.*

Neste trabalho, os termos grafo, vértice e aresta serão utilizados como sinônimos de rede, nó e conexão, respectivamente. Em alguns casos, a utilização destes sinônimos em outros contextos será explicitada. Todos os grafos abordados neste trabalho serão grafos simples e não dirigidos.

2.2 Caracterização

Considerando o foco deste trabalho, as características em redes complexas relevantes são a distribuição de graus e o caminho. A primeira indica a quantidade de ligações por nó, sendo este número proporcional a quantidade de informação transferida. Enquanto que o caminho influencia em cada vértice em que a informação irá percorrer até chegar ao destino. Estas métricas são importantes por terem grande influência na dinâmica da comunicação e, portanto, no tráfego da rede. No entanto, existem outras métricas importantes para a caracteriazação de redes que serão comentadas adiante.

2.2.1 Distribuição de Graus

O grau k_i é o número total de arestas ligadas ao vértice i. No caso em que o grafo é direcionado, cada nó possui duas componentes para o grau, sendo k_i^{in} o grau de entrada, indicando o número de arestas que chegam ao nó, e k_i^{out} o grau de saída, a quantidade de arestas que partem do nó, sendo o grau do nó dado por $k_i = k_i^{in} + k_i^{out}$. Este valor quantifica a importância deste vértice na rede, cujos nós com conectividade muito superior à média são chamados *hubs*. O grau médio é dado pelo cálculo da média de k_i, denotado por $<k_i>$.

A distribuição de graus, $P(k)$, em uma rede é a probabilidade de encontrar um nó com grau k, podendo ser calculada pela razão entre quantidade de nós que possuem grau k e a quantidade total de nós. Quando o número de arestas por nó é o mesmo, denominada rede regular, a distribuição comporta-se como uma função delta. Já em redes com grande número de nós e completamente aleatória, tal distribuição segue uma função exponencial conhecida como distribuição de Poisson. No entanto, uma rede complexa é comumente caracterizada por uma distribuição em lei de potência, $P(k) \approx k^{-\gamma}$, com $\gamma > 0$, de maneira que existam muitos nós com número baixo conexões e poucos nós com grande número de conexões. Redes que possuem tal comportamento são conhecidas como livres de escala.

Uma distribuição de graus é capaz de fornecer informações de uma rede em que os graus de nós conectados não estão correlacionados, isto é, a probabilidade de um nó possuir um determinado grau não é afetada pelo grau de seus vizinhos. No entanto, há um grande número de redes reais com graus correlacionados, podendo-se obter uma medida de correlação através do cálculo de grau médio dos nós vizinhos ao vértices com determinado grau.

2.2.2 Caminho

O caminho entre os vértices i e j com o menor número de arestas ligando-os, havendo, ou não, mais de um caminho entre o mesmo par de vértices, é denominado caminho geodésico. A distância geodésica l_{ij} de um caminho, indica a quantidade de arestas existentes entre os vértices em questão. A maneira como evoluem os fenômenos em uma rede, como a comunicação e o transporte, é altamente influenciada pelas distâncias mínimas entre nós. A distância geodésica média em uma rede, denotada por L, pode ser estabelecida da seguinte forma:

$$L=\frac{1}{N(N-1)}\sum_{i,j\in V,i\neq j} l_{ij} \qquad (1)$$

Visto que esta média é calculada sobre todos os pares de vértices da rede, L diverge quando a rede é desconexa. Uma solução para este problema é calcular apenas sobre os vértices que se encontrem em um mesmo componente conexo(19,21). Uma alternativa menos utilizada, porém interessante, é conhecida como eficiência da rede (25) :

$$L^{-1}=\frac{1}{N(N-1)}\sum_{i,j\in V,i\neq j} l_{ij}^{-1} \qquad (2)$$

Em uma rede de dimensão d com N vértices, observa-se $L \propto N^{1/d}$, enquanto que a rede completamente ligada apresenta $L = 1$. Para redes aleatórias, tendo k vizinhos mais próximos de um determinado nó, então k^m vértices encontram-se a uma distância máxima de m arestas a partir deste vértice. Desta maneira, tem-se que $N \sim k^L$ e, portanto, $L \sim log(N)/log(k)$. Redes com distribuição de graus em lei de potência, apresentam menores distâncias médias, com $L \sim log(N)/ log(log(N))$(26). Destas relações, nota-se o efeito conhecido como *small world(*21), que indica que a distância média entre os vértices cresce lentamente com o número de vértices.

O efeito *small world* pode ser observado em redes do mundo real, como biológicas, sociais e de tecnologia(21,27-29). As pequenas distâncias médias apresentadas nessas redes podem propagar rapidamente as perturbações, podendo

ser visto com a necessidade de poucos intermediários para um pacote viajar pela Internet . Contudo, as distâncias médias em redes do mundo real costumam ser maiores do que aquelas vistas em redes puramente aleatórias ou em redes aleatórias com graus distribuídos em lei de potência, indicando a existência de alguns componentes não-aleatórios na topologia de redes complexas(8).

Outra medida relevante para o estudo é a centralidade de carga, ou *beetweness*(30), que indica a proporção de caminhos geodésicos passando por um determinado nó e, assim quantificando sua importância para a conectividade da rede. Esta métrica é equacionada a seguir.

$$n_i = \sum_{j,k \in V, j \neq k} \frac{n_{jk}(i)}{n_{jk}} \qquad (3)$$

onde n_{jk} é a quantidade de caminhos geodésicos ligando o vértice j ao k e $n_{jk}(i)$ é a quantidade destes caminhos que passam pelo nó i.

2.2.3 Outras Características

É comum verificar, nas redes sociais, círculos de amigos em que todos os membros possuem relações diretas, com grande possibilidade de que, se um indivíduo A conhece B e C, então B e C se conheçam. Esta tendência, chamada de aglomeração, pode ser quantificada de diferentes formas. Na proposta de Watts e Strogatz(21), cada nó possui seu coeficiente de aglomeração, indicando a probabilidade de que dois de seus vizinhos, escolhidos aleatoriamente, sejam vizinhos entre si.

Além das características apresentadas acima, há outras propriedades presentes nas redes reais existentes, sendo uma destas a formação de *motifs*(31). Este é um padrão de interconexões que ocorre tanto em grafos dirigidos como não-dirigidos, aparecendo em quantidade superior ao esperado para um grafo aleatório com mesma quantidade de vértices e arestas e mesma distribuição de

graus(32). Imagina-se que tais sub-grafos frequentes possuam funções específicas nas redes onde estão presentes(33).

2.3 Modelos

Modelos de redes complexas são usualmente escolhidos de maneira a permitir avaliar as características topológicas independentemente. Alguns modelos frequentemente usados de redes complexas são as redes aleatórias de Erdös e Rényi(34-35), redes de mundo pequeno de Watts e Strogatz(21) e redes livres de escala de Barabási e Albert(36-38). Em uma grande parte de redes reais, o número total de nós é muito maior que a média do número de ligações por nó, isto é, as redes são esparsas. Em rede aleatória, os nós são conectados uns aos outros de uma forma completamente aleatória, apresentando uma distribuição de ligações por nó mais uniforme. As redes de mundo pequeno são construídas religando aleatoriamente apenas uma pequena fração das ligações em uma rede. Em uma rede livre de escala, a distribuição de probabilidade do grau dos nós segue uma lei de potência, o que faz com que existam diversos nós com poucas ligações e uns poucos nós que são responsáveis por uma fração significativa das ligações da rede.

2.3.1 Erdös e Rényi

O modelo proposto por Paul Erdös e Alfred Rényi (34), em 1959, considerou a rede constituída de objetos estocásticos, o que contrariava a forma determinística considerada até então. Neste modelo, as ligações são feitas aleatoriamente partindo de N vértices sem arestas, sendo que todas as ligações possuem a mesma

probabilidade p de conexão. Assim, observa-se uma rede homogênea como da figura 2. A distribuição da conectividade, para redes com $N >> 1$ e grau médio constante, segue uma distribuição de Poisson e seu caminho médio é pequeno.

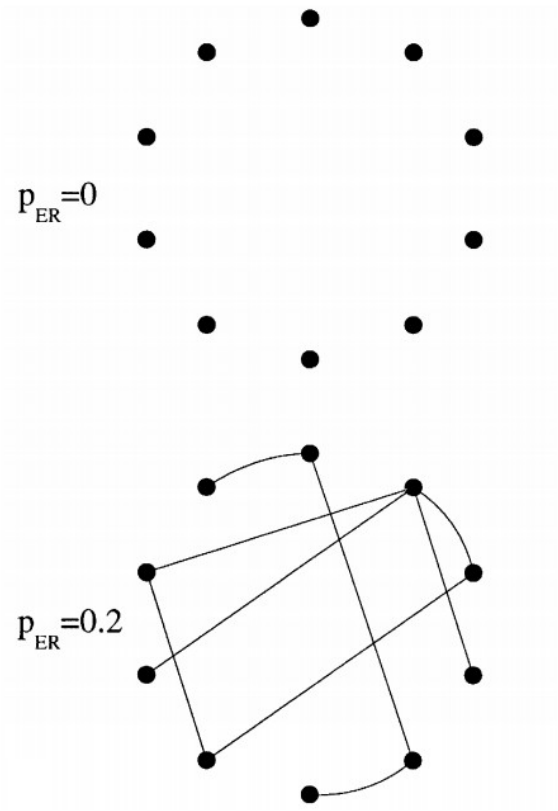

Figura 1 - Esquemática do modelo de Erdös
e Rènyi. Fonte: ERDOS(29).

Na Figura 1, a rede aleatória descrita pelo modelo Erdös e Rènyi tem N nós conectados com probabilidade p_{ER}, sendo o número total de arestas no sistema n = p_{ER}N (N – 1)/2. O exemplo apresenta uma rede de N = 10 nós de p_{ER} = 0 e p_{ER} = 0,2. No p_{ER} = 0 não há arestas no sistema. As arestas em p_{ER} = 0,2 são criadas selecionando cada par de nós e, então, são conectados com probabilidade igual à p_{ER}. A figura mostra o resultado deste processo, a rede com n = 9 arestas. Para p_{ER} = 1 o modelo leva a uma rede totalmente conectada.

2.3.2 Watts e Strogatz

Este modelo, proposto por Duncan Watts e Steven Strogatz em 1998(21), baseou-se na observação de redes reais, que apresentaram quantidade superior de *loops* de ordem 3 comparada com redes aleatórias. Isto levou a crer que redes reais não são complemente aleatórias, nascendo a ideia de *small world*.

Inicialmente a rede é gerada como um anel com N vértices, conectados a seus K vizinhos mais próximos. Aleatoriamente, cada aresta do grafo é reconectada com probabilidade p, sem a possibilidade da criação de laços ou multiarestas. A reconexão de uma aresta é feita desligando uma de suas extremidades e conectando-a a um vértice escolhido aleatoriamente na rede. Pode-se observar na figura 8 que, quando $p = 0$, a rede final mantém-se como um anel ordenado, enquanto que quando, $p = 1$, a rede torna-se plenamente aleatória. Em situações intermediárias, temos o efeito small-world, com aglomeração de vértices em distâncias pequenas.

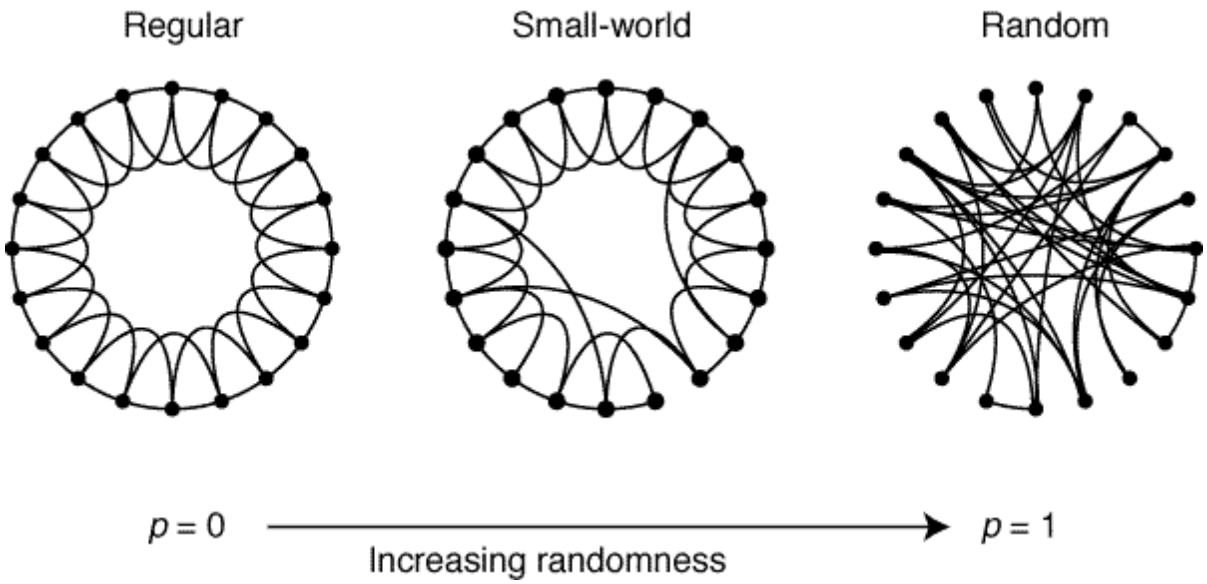

Figura 2 - Método de reconexão aleatória. Fonte: WATTS(21).

A Figura 2, apresenta um método de reconexão aleatória para interpolação entre um rede regular em anel e uma rede aleatória, sem alterar o número de nós ou arestas no grafo.

2.3.3 Barabási e Albert

Uma alternativa aos modelos anteriores, e mais consistente com as redes reais em relação à distribuição de graus, porém menos consistente quanto a baixa aglomeração, foi proposta por Barabási e Albert em 1999(36), mapeando a rede mundial, e observaram que além da existência do efeito small world, a distribuição de conexões é dada através de uma lei de decaimento da forma $P(k) \approx k^{-\gamma}$, nomeada livre de escala.

A criação de uma rede deste modelo pode seguir três modelos. Em um deles, ilustrado na figura 3(a), a rede é iniciada com uma quantidade m_0 de nós, sendo adicionado um novo nó a cada passo. Para cada nó adicionado há uma quantidade $m \leq m_0$ de arestas. Cada aresta deve ligar o novo nó a um nó i já existente na rede, escolhido com probabilidade proporcional à sua quantidade de ligações, conforme a equação 4, onde k_i é o grau do nó i.

$$p(k) \propto \frac{k_i}{\sum_j k_j} \quad (4)$$

Outro modelo, ilustrada na figura 3(b), também cria a rede iniciando com m_0 de nós, sendo adicionado um novo nó a cada passo. Como a anterior, cada novo nó possui quantidade $m \leq m_0$ de arestas. Porém, a probabilidade de uma nova conexão é igual para todos os nós existente na rede. Em um terceira variante, ilustrada na figura 3(c), na criação deste modelo de rede complexa, a quantidade de nós é definida, sendo que as arestas são adicionadas a cada passo com probabilidade calculada a partir da equação 4. Estes modelos demonstram a importância da ligação preferêncial e crescimento da rede para atingir a distribuição livre de escala.

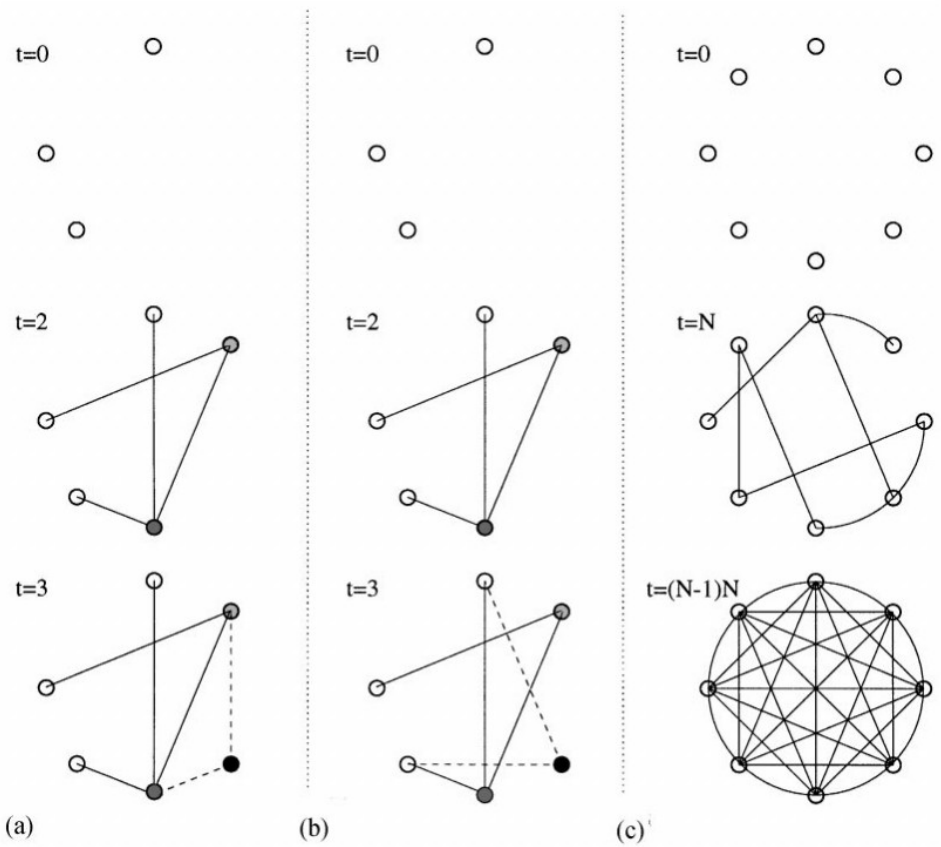

Figura 3 - Exemplo de modelo de Barabási e Albert e suas variantes. Fonte: BARABÁSI(20).

Na Figura 3(a), é observado o modelo para 3 nós isolados e adição de 2 nós. Em t = 0, o sistema consiste de 3 nós isolados. Em cada iteração um novo nó é adicionado, que é conectado ao 2 nós, preferencialmente aos nós com alta conectividade, determinado pela equação 4. Assim, em t = 2 existem 5 nós e 4 arestas. Em t = 3, o sexto nó é adicionado, as duas novas arestas sendo desenhadas com linhas tracejadas. Devido ao acoplamento preferencial, o novo nó foi ligado a nós com conectividade já elevada. Em (b), tem-se o mesmo modelo (a) com 3 nos isolados e adição de 2 nós. Em t = 0 existem 3 nós e sem arestas. Em cada iteração um novo nó é adicionado ao sistema, que é conectado de forma aleatória a 2 nós presentes. Como em (a), em t = 2, há cinco nós e quatro arestas. Em t = 3, o sexto nó é adicionado ao sistema. As duas novas arestas são desenhadas com linhas tracejadas. Como acoplamento preferencial é ausente, o novo nó se conecta com probabilidade igual a qualquer nó do sistema. Em (c) é apresentado um modelo com 8 nós. Neste modelo, o número de nós é fixado. Em t =

0 não há arestas. A cada passo uma nova aresta é introduzido, sendo que esta é adicionada a um nó escolhido aleatoriamente, a outra extremidade segue acoplando preferencial a equação 4. Em t = N há oito arestas no exemplo considerado, enquanto em t = N (N - 1)/2 o sistema é totalmente conectado.

3 Análise de Tráfego em Redes Complexas

Uma rede com tráfego livre de congestionamento é ideal para seu funcionamento, assim, é importante saber como a dinâmica de comunicação é influenciada por características intrínsecas a esta rede. Muitos estudos relacionam a disposição topológica com o fluxo tráfego, alguns desses estudos serão citados neste capítulo.

Alguns trabalhos, como o de Tadic et al(13), exploram a flutuação do número de pacotes existentes em cada nó através da observação temporal da pilha de pacotes acumulados para roteamento no nó. No trabalho, o qual observa uma rede de 1000 nós, partículas (representando os pacotes) são criadas com uma determinada frequência, sendo que, para cada uma, são escolhidos nós de origem e destino. A partir da origem, a particula caminha entre vizinhos até chegar ao destino. Para cada nó que passa, a partícula entra numa pilha. Quando a partícula chega ao destino, ela é removida da rede. Na observação da quantidade de partículas na pilha ao longo do tempo, Tadic percebeu uma flutuação e estudou uma lei de potências para a série temporal obtida.

Outro trabalho interessante na área de tráfego foi feito por Zhao et al(14), que explorou redes do tipo livre de escala, aleatória e regulares. Sua análise teve como base a probabilidade de geração de pacotes a uma determinada frequência. Diferentemente do trabalho anteriormente citado, este transfere os pacotes aos vizinhos de duas maneira distintas para nós distintos, sendo a uma delas dependente do número de conexões e outra dependente do número de caminhos mais curtos. O pacote é removido da rede ao chegar em seu destino. Neste trabalho, a observação foi direcionada à taxa de criação dos pacotes e vinculando com a estrutura topológica e espacial da rede.

No caso de estudo de Duch e Arenas(17), foi utilizado o mesmo modelo de criação de pacotes que os estudos anteriormente citados, porém, a maneira com que os pacotes transitam foi diferenciada utilizando-se o método denominado caminhada aleatória. Assim, o pacote não recebe uma origem e um destino, mas sim, a quantidade de nós pelos quais o pacote percorre é limitada. O estudo foi direcionado para observar o congestionamento, relacionando-o com a taxa de

criação de pacotes e o número de nós percorridos, afim de avaliar a flutuação no tráfego de redes complexas.

4 Detrended Fluctuation Analysis

Antes de um congestionamento na rede, é possível observar grande flutuação na pilha de pacotes. Nesta flutuação, não é possível avaliar nenhum padrão ou fequência estrutural. Para tanto, necessita-se de uma ferramenta capaz de correlacionar e, finalmente, caracterizar o estado tal estado de flutuação.

As abordagens tradicionais para análise de correlação não são suficientes para quantificar as correlações de larga escala de dados em um estado não estacionários. Detrended fluctuation analysis é uma maneira quantitativa simples para correlacionar os dados nestas condições. Também conhecida como DFA, este método vem sendo utilizado em muitos campos de pesquisa como bioinformática, economia, meteorologia, etc.

4.1 Sistemas Multifractais

Fractais são conhecidos como objetos compostos por partes geometricamente semelhantes ao objeto composto. Entende-se que a menor dimensão no espaço euclidiano para as partes que compõem um objeto é conhecida como dimensão do fractal. Tais estruturas organizadas podem ser geradas a partir de uma relação de recorrência, uma regra fixa de substituição geométrica ou por processos estocásticos.

A autossimilaridade de um fractal é uma caracterísca importante por indicar quão semelhantes suas partes são comparadas ao todo, podendo ser exata, aproximada, estatística, qualitativa e multifractal. Na autosimilaridade exata, toda parte do fractal é idêntica em diferentes escala, já na aproximada, existem copias distorcidas ou degeneradas do fractal inteiro. Autossimilaridade estatística possui medidas numéricas ou estatísticas preservadas, enquanto que a qualitativa é encontrada em séries numéricas. A autossimilaridade de escala multifractal, importante para este trabalho, é caracterizada por mais de uma dimensão fractal ou

regra de escala.

A analise de multifractais se aplica em um conjunto de dados observados em diferentes escalas. Assim, são analisados espectros que ilustram como as flutuações afetam os dados.

4.2 História

Peng el al(39), em um estudo sobre flutuação do ritmo cardíaco, descreve um novo método para análise de flutuações que quantifica a correlação em um estado não estacionário de uma série temporal. Este método, denomidado Detrended Fluctuation Analysis, ou DFA, determina a autossimilaridade desta série. A aplicação deste método é explicada no capítulo que segue.

4.3 Cálculo da DFA

Para exemplificar o cáculo, tem-se uma série temporal B de tamanho $N=1000$ que deve ser integrada através de equação 5, onde $B(i)$ é o i-ésimo valor em um intervalo e B_{ave} é a média do intervalo.

$$y(k)=\sum_{i=1}^{k}\left(B(i)-B_{ave}\right) \qquad (5)$$

Como próximo passo, a série temporal integrada é dividida em intervalos n e, através do cálculo dos mínimos quadráticos, é traçada uma curva de tendência de cada intervalo. Então a DFA é calculada pela equação 6 que segue, onde $y(k)$ e $y_n(k)$ são as curvas de tendência total e para cada intervalo n, respectivamente.

$$F(n)=\sqrt{\left(\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}[y(k)-y_n(k)]^2\right)} \qquad (6)$$

A figura 4(a) ilustra a série temporal B exemplificada. Na figura 4(b) é apresentada a série temporal integrada pela equação 5. As linhas verticais tracejadas são intervalos de tamanho $n=100$, as linhas solidas são curvas calculadas através do método de mínimos quadráticos.

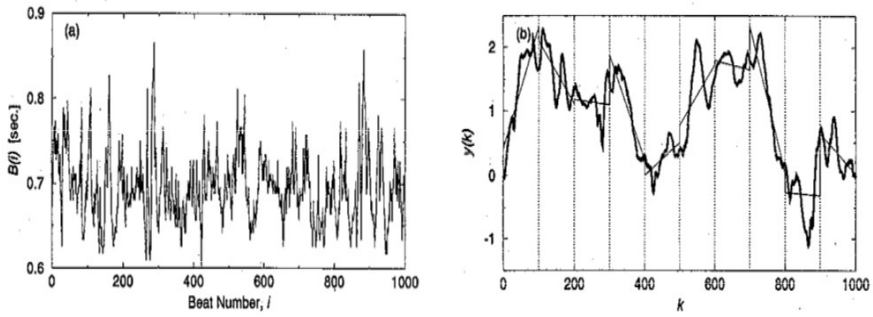

Figura 4 - (a)Série temporal de batimentos cardíacos. (b) Série temporal integrada. Fonte: PENG(39).

A função $F(n)$ possui a proporcionalidade n^{α}. Ao analisar o gráfico dilog, obtêm-se valores de α, caracterizando o ruído observado na flutuação dos dados como segue a tabela.

Tabela 1 – Caracterização do ruído associado ao valor de DFA.

Valores de α	**Caracterização**
$< ½$	anticorrelacionado
$\approx ½$	não correlacionado ou ruído branco
$> ½$	correlacionado
≈ 1	ruído tendendo a $^1/_f$ ou ruído rosa
> 1	não estacionário, ou aleatório
$\approx {}^3/_2$	ruído browniano

Fonte: PENG(39).

4.4 Aplicações

Como visto, o DFA é uma ferramenta de análise que pode ser utilizado para detecção de correlação em uma série temporal não estacionária, como na dinâmica de batimento cardíaco utilizado como exemplo na seção 4.3.

Além desta, existem estudos(40-42)de sucesso na aplicação em seqüências DNA, utilizando métodos da física estatística. Os mecanismos de evolução molecular podem levar à presença de correlações com lei de potência em DNA não codificante e sua ausência de codificação. Um desses mecanismos é a expansão da repetição simples, que recentemente tem atraído a atenção da comunidade biológica em conjunto com doenças genéticas, sendo úteis para estudos de estrutura hierárquica de DNA complexo.

Na área da física, estudos(43-44) sobre estado sólido investigam os acumulos em locais únicos da rede para funções de onda dependentes do tempo. Com a tendência linear local, as fases exibem algumas flutuações. Assim, o estudo das correlações dessas flutuações usando a DFA sugerem que as mesmas são amplamente correlacionados, decaindo com uma lei de potência temporal.

Artigos com estudos de aplicações para o DFA são encontrados em diversas áreas como meteorologia, cloud computing, economia, entre outras.

5 Análise de Tráfego Local em Redes Complexas

Como visto no 4, uma alta flutuação de dados pode ser caracterizada através da observação das tendências de blocos de tamanhos variados. No transporte de pacotes em redes complexas, as altas flutuações são observadas num transiente entre fluxo de tráfego livre e congestionado, como será mostrado neste capítulo.

5.1 Algoritmo

Para este projeto, deseja-se observar a comunicação dos nós de uma rede de computadores, atentando para a pilha de roteamento de pacotes de cada nó. Tais pilhas variam seu tamanho dependendo da quantidade de pacotes recebidos e processados ao longo do tempo.

Como se espera, para uma quantidade de pacotes processados igual a quantidade de transmitidos entre os nós, não existirá pacotes na pilha e, portanto, o fluxo de trafego é conhecido como livre. Num extremo oposto, uma quantidade de pacotes processados inferior a quantidade de transmitidos, o tamanho da pilha é crescente e o fluxo de trafego é congestionado. Porém, pretende-se ater as atenções no caso em que a pilha cresce em certos instantes, quando o tráfego está instantaneamente maior, e descresce em outros, quando o tráfego instantâneo está menor, porém sem chegar a ficar vazia a maior parte do tempo ou continuamente crescente, ou seja, deseja-se observar o ponto crítico de congestionamento do fluxo de trafego. Para tanto, é preciso um controle de tempo para que um pacote seja gerado na rede e enviado de um nó origem até o nó destino.

Cada pacote é gerado em um instante de tempo, calculado a partir da equação de Poisson, de um nó origem à um destino, escolhidos aleatoriamente. É importante que o caminho interfira do tempo de transmissão, ou seja, nós de origem e destino distantes tem maior tempo de trafego do pacote, assim como nós de origem e destino próximos tem menor tempo. Garantindo uma sequência mais

aproximada da realidade.

Com o tempo de geração de pacotes no ponto crítico, espera-se observar uma flutuação grande no tamanho da pilha de pacotes, que deve ser tratado com o algoritmo de cálculo da DFA.

5.2 Experimentos

Em muitos casos, como neste projeto, o custo financeiro e espacial para avaliar experimentalmente um conceito é inviável, além do esforço excessivo para alterar e manter configurações necessárias ao longo do trabalho. Então, a melhor maneira conhecida para solucionar este problema é a criação de um sistema capaz de reproduzir o comportamento mais próximo do desejado, através de simuladores.

Os simuladores reproduzem fenômenos físicos ou comportamentais que não estão ocorrendo na realidade, mas que produzem o mesmo efeito final sem a necessidade de utilizar máquinas, mão de obra e tempo. Além disso, permitem lidar com diversas configurações, trabalhar com problemas simplificados e de fácil análise, levantar dados sobre qualquer parte do funcionamento do sistema e possibilita reprodutibilidade dos resultados.

Nesta seção serão apresentados os métodos empregados para a obtenção dos dados e a forma como foram analisados. Os dados e gráficos apresentados nesta parte do trabalho são apenas ilustrativos, sendo que os dados resultantes estão na seção 5.3 a seguir.

5.2.1 Simulador de Eventos Discretos

Na técnica de modelagem através do simulador de eventos discretos, é criado uma lista de eventos futuros, ou seja, uma lista que contenha todos os eventos que estão escalonados para ocorrer num tempo futuro, a qual garante que todos os eventos ocorram por ordem cronológica correta. Tal simulador obedece aos seguintes passos(45):

1. No instante em que inicia uma atividade, a duração do evento é calculada como amostra de uma distribuição estatística e o evento de fim de simulação é também registrado;
2. Em cada instante t a lista de eventos contém todos os eventos previamente escalonados e os correspondentes tempos t_1, t_2, ..., t_n;
3. A lista de eventos está sempre ordenada cronologicamente, ou seja, $t \leq t_1 \leq t_2 \leq ... \leq t_n$ em que t representa o tempo do relógio de simulação;
4. Após o instante de simulação t ser atualizado, o relógio avança para o próximo tempo, t_1, e o evento correspondente a este tempo saí da lista de eventos futuros, passando para o controle do programa;
5. No instante de simulação t_1 podem ser gerados novos eventos futuros,que vão para a lista de eventos futuros, e;
6. Os passos anteriores repetem-se até que a simulação termine.

O processo de fim da simulação pode ser feito conhecendo o intervalo tempo, por exemplo simular uma tarefa durante 24 horas, ou determinando uma condição que marca um estado do sistema, por exemplo, a simulação termina quando tiverem sido transmitido 300 pacotes.

Simulador *Skeleton*

Os códigos da simulação foram escritos em *C*, sendo portável para qualquer plataforma com um compilador nesta linguagem. No entanto, é projetado para funcionar em conjunto com um script *UNIX*, em um sistema operacional *UNIX*, compatível com *Posix* com uma interface *X-Windows*, tais como *ULTRIX*, *IRIX*, ou *Linux*. O compilador é *GCC* e o utilitário *make* são usados na compilação do programa(46).

Os arquivos de cabeçalho contém declarações de variáveis externas globais usadas nas funções, estruturas de dados globais, e protótipos para as funções de evento. Há coleções de funções genéricas em todos os protocolos simulados. As funções incluem alocação da memória para um registro de evento, liberação de memória associada a um registro de evento, resgate de ponteiro para o próximo evento do registro de eventos, alocação da memória para um registo de processo, liberação de memória associada a um registro de processo, resgate de ponteiro para o primeiro processo do registro de processos, inserção de um evento na lista de eventos, inserção do registro apontado pelo processo na fila especificada, geração um número aleatório e cálculo do próximo processo gerado de acordo com a taxa de chegada.

Além disso, o arquivo de cabeçalho principal contem *MACROS* e protótipos de funções definidas pelo usuário. Sendo que no arquivo principal contém todo o código que modificado pelo usuário.

Topologias e grau médio

As topologias estudadas neste trabalho são baseadas nos modelos de Erdös

e Rényi, Watts e Strogatz e o modelo de Barabási e Albert, já descritos no 2. Todas as redes criadas possuem 100(cem) nós.

Para cada modelo, alterou-se o grau médio entre os valores 2(dois), 4(quatro) e 6(seis). Com isso, 30 (trinta) redes distintas de cada grau médio foram criadas. As figuras 5, 6 e 7 ilustram a disposição dos nós e suas ligações nas redes.

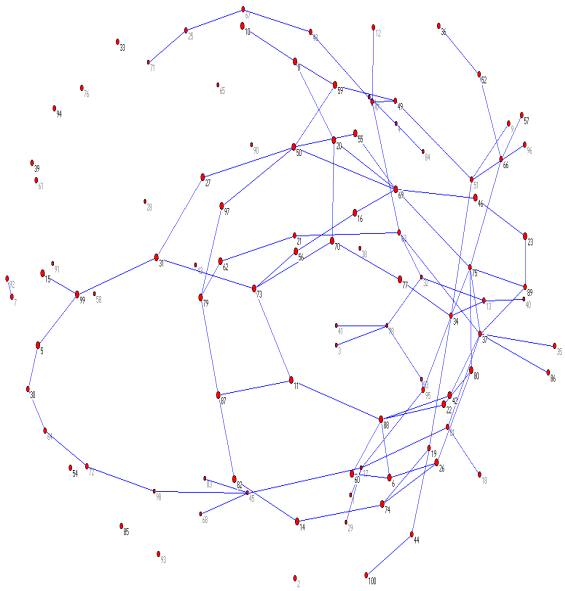

Figura 5 - Grafo de uma rede de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.

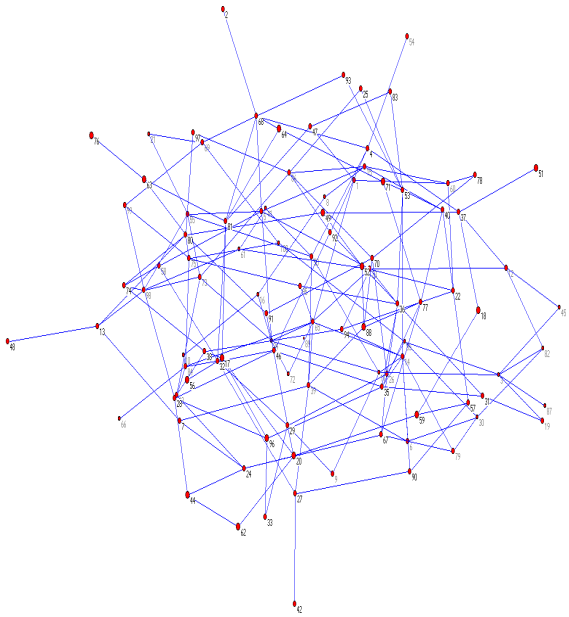

Figura 6 - Grafo de uma rede de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.

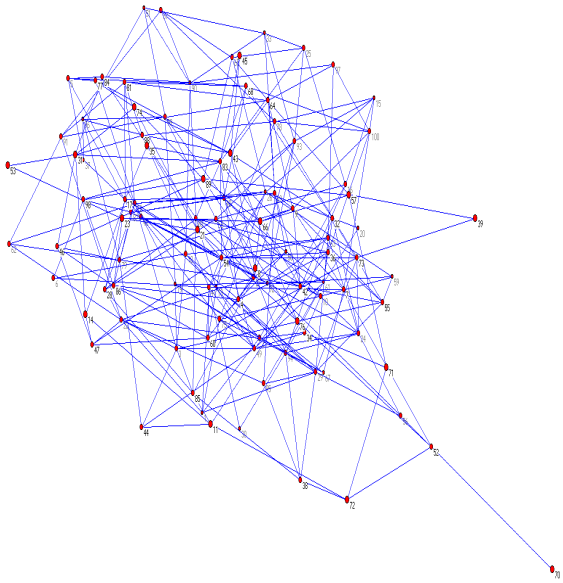

Figura 7 - Grafo de uma rede de grau médio
6. Fonte: Elaborada pelo autor.

As figuras 5, 6 e 7 ilustram grafos de redes de grau médio 2, 4 e 6, respectivamente, utilizadas para avaliação. Os círculos representam os computadores da rede e as linhas, as ligações existentes entre eles.

Adaptações ao projeto

Para este projeto, deseja-se simular a comunicação em uma rede de computador, transmitindo pacotes entre os nós até que cheguem ao destino. Para tanto, um pacote é gerado em cada nó em um determinado instante. Este pacote pode ser colocado em uma fila de pacotes a serem enviados ou ser diretamente enviado para o próximo vizinho, caso a fila citada esteja vazia.

A escolha dos nós, os quais serão percorridos por um pacote, é realizada através do cálculo da menor distância até chegar ao nó destino do pacote. Caso haja mesma distância entre dois ou mais caminhos distintos, é feita uma escolha aleatória de caminho. O objetivo deste modelo de roteamento é garantir que o

pacote transite entre o nó origem e o nó destino através de uma linha de saída que estabeleça uma rota ótima. Neste caso, o modelo de caminho mais curto, procura minimizar o critério escolhido para definir o caminho mais curto, associando pesos às arestas(47).

A topologia da rede é montada em um arquivo texto cujo a primeira linha indica o número de nós, a segunda linha indica o número de arestas e as demais linhas indicam os nós pertencentes a cada aresta. Uma adaptação no simulador foi feita para que este arquivo possa ser passado como parâmetro, através do argumento “-t nome_do_arquivo”. As arestas podem ser tratadas através de uma matriz ou lista de adjacência.

As funções que simulam a comunicação da rede são separadas em geração e processamento dos eventos. Inicialmente, é gerado um evento de chegada do pacote para todos os nós da rede, que será processado em um tempo futuro. Este tempo é associado de modo a achar o instante em que o rede começa a congestionar. Estudos anteriores mostram uma variação deste tempo de acordo com a topologia e a técnica de roteamento empregada.

No momento do processamento de chegada, é gerado um evento de leitura do pacote para o mesmo tempo, cujo processamento verifica se há outros pacotes a serem lidos e, portanto, este deve aguardar sua vez em uma fila de pacotes ou pode ser lido imediatamente. No evento de processamento da chegada do pacote também é gerado um novo evento de chegada de pacote no mesmo nó, desencadeando um processo infinito de comunicação entre os nós.

No processamento de leitura do pacote, há a verificação de chegada do pacote no nó destino. Caso o nó que possui o pacote não seja o destino, é gerado um evento de envio do pacote para um nó vizinho, que é escolhido através de método do menor caminho a ser percorrido até que o pacote chegue ao seu destino. Se existir mais de um caminho, é escolhido aleatoriamente um deles. Caso o nó seja o destino, o pacote é eliminado.

Um evento para o monitoramento do tamanho da fila de pacotes a serem lidos de cada nó da rede é gerado e processado em intervalos de tempo. Assim, é possível visualizar com facilidade e rapidez quais nós estão iniciando o

congestionamento da rede. Desses dados, observa-se uma grande flutuação a ser analisada por funções construídas de acordo com a análise denominada DFA.

5.2.2 Observação do tempo

A medida que o intervalo de tempo para gerar novos pacotes novos na rede é diminuído, mais pacotes são transmitidos, aumentando o fluxo de dados até o momento em que a rede fica congestionada.

Para este projeto, alterou-se o tempo para gerar pacotes a fim de encontrar o instante em que a rede inicia o processo de congestionamento, denominado aqui por tempo crítico. Para auxiliar na obtenção do tempo crítico, foram observados gráficos do tamanho da fila de pacotes ao longo do tempo para cada nó de uma topologia de rede, tais gráficos são ilustrados na figura 8 e apresentam apenas observações de alguns nós significativos.

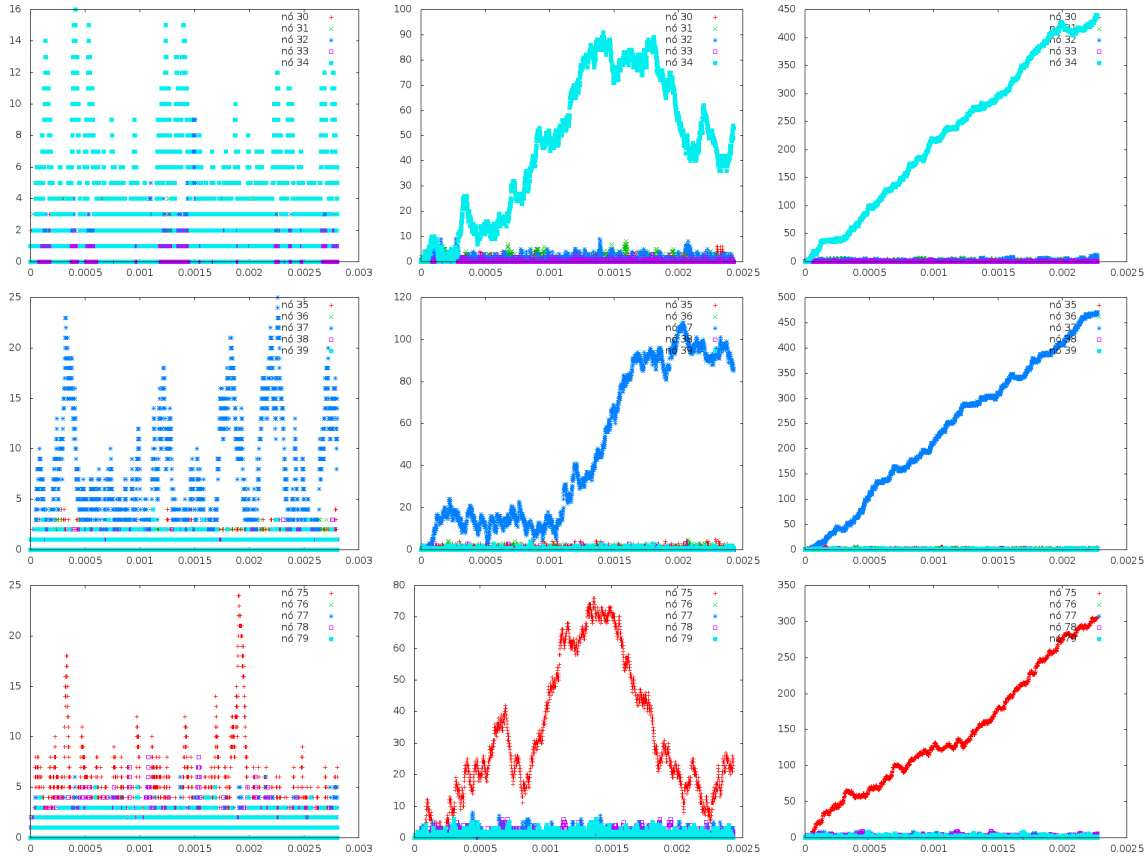

Figura 8 - Representação de gráficos do tamanho da fila de pacotes x o tempo de observação. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os gráficos da figura 8 são uma representação dos dados obtidos nas observações do tamanho das filas de pacotes dos nós mais congestionados de uma das 30 (trinta) redes testadas de um dos modelos topológicos. Cada linha é composta por três gráficos sobre o mesmo conjunto de nós, porém obtidos em tempos de geração de pacotes diferentes. À direita, tem-se os gráficos gerados a partir da simulação com tempo de geração de pacotes de $8x10^{-6}$ segundos, nestes é possível observar que todos os nós tem baixa flutuação no tamanho de suas filas de pacotes, indicando um fluxo de dados livre. Quando o tempo de geração de pacotes é reduzido para $6x10^{-6}$ segundos, foram obtidos os gráficos à esquerda da figura, que mostram o congestionamento nos nós 34, 37 e 75 devido ao crescimento de suas filas de pacotes.

Assim, ajustando o tempo de geração de pacote de $7x10^{-6}$ segundos, é possível observar uma grande flutuação na quantidade de pacotes nas filas, sendo este o tempo crítico.

5.2.3 Detrended Fluctuation Analisys

De posse dos dados obtidos através da observação do tamanho da fila de pacotes, calculou-se a curvatura referente ao logaritmo da equação 6, descrita no capitulo 4. Como resultado, para cada gráfico da figura 8, gera-se o correspondente representado na figura 9 que segue, mantendo a posição para facil comparação. Assim como na figura 8, cada linha é composta por três gráficos sobre o mesmo conjunto de nós em tempos de geração de pacotes.

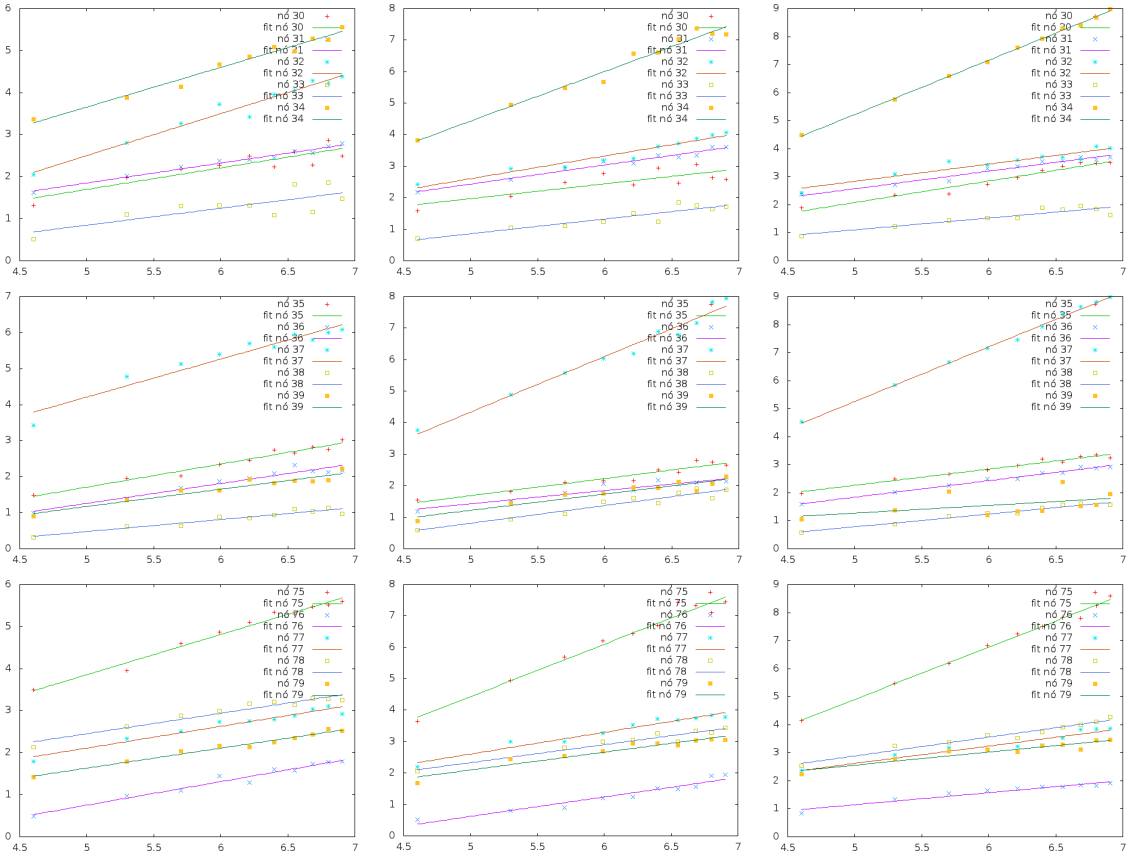

Figura 9 - Representação de gráficos gerados a partir da análise DFA. Fonte: Elaborada pelo autor.

Nos gráficos ilustrados na figura 9, cada ponto indica o valor calculado através da equação 5. Uma curva média foi traçada a fim de exibir a tendência desses valores, sendo esta calculada a partir da equação 6. Assim, pode-se observar uma variação quanto ao coeficiente angular das curvas que representam os nós mais congestionados, ou seja, os nós 34, 37 e 75. Este coeficiente, aqui

tratado como valor de DFA, é associado, como visto no Capítulo 4, com um tipo de ruído. Portanto, tem-se uma caracterização intrínseca à fase transiente ao congestionamento.

5.2.4 Histograma

Tendo em vista as alterações observadas no valor do DFA, um histograma foi criado sobre todos os valores observados para todos os nós de cada grau das topologias estudadas. Como pode ser observado na figura 10.

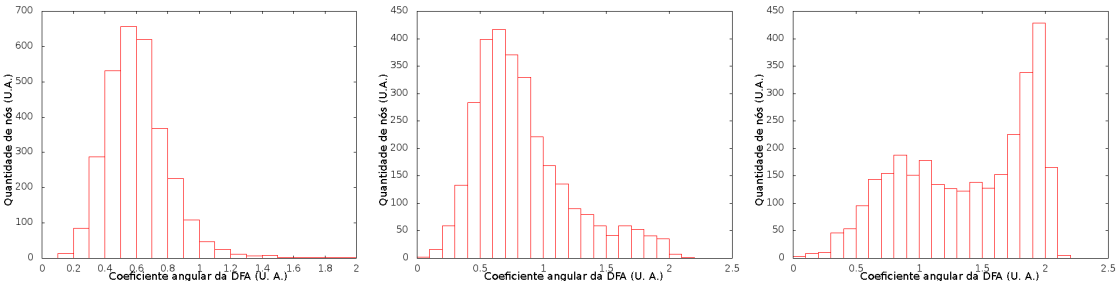

Figura 10 - Representação de histogramas sorbre valores de DFA. Fonte: Elaborada pelo autor.

A altura de cada barra dos histogramas da figura 10, representa a quantidade de nós que obstiveram valor de DFA dentro do limite estipulado pela largura da barra. Estes histogramas nos revelam um comportamento comum em todos os graus estudados.

5.2.5 Compartivos com outras métricas

Para que o comportamento observado pelo histograma seja mais claro, foi iniciado a geração de gráficos para a comparação com outras métricas, sendo elas o

grau de cada nó, closeness, betweenness, autovetores e pagerank. As comparações foram ilustraddas na figura 11. Cada linha é composta por três gráficos sobre o mesma comparação, porém em obtidos em tempos de geração de pacotes diferentes. Para cada comparação, foi gerado o coeficiente de correlação de Person, quantificando a influência que uma variável tem sobre outra.

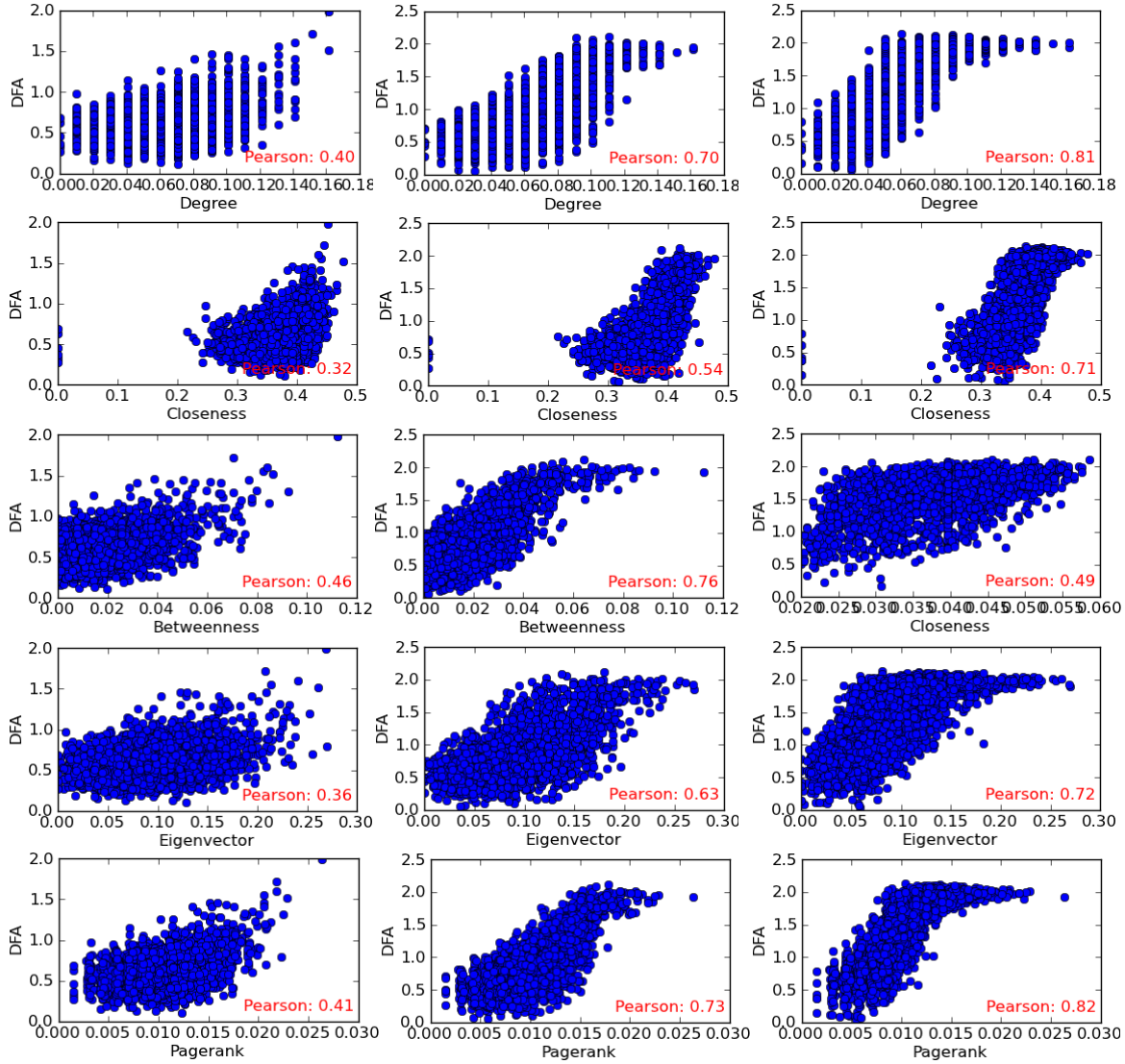

Figura 11 - Gráficos representativos da comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas. Fonte: Elaborada pelo autor.

À esquerda, na Figura 11, são apresentados dados relativos aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, dados relativos aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. O coeficiente Pearson é destacado ao canto inferior direito de cada gráfico, representando quantitativamente

a correlação entre as medidas.

5.3 Resultados

Esta seção discute os resultado obtidos com os ajustes de parâmetros feitos à topologia, ao grau médio da rede e o tempo para gerar os pacotes. Os gráficos aqui presentes estão coloridos de maneira a diferenciar os nós da rede, facilitando a análise. Serão apresentados os nós mais significativos para este projeto, ou seja, aqueles que apresentaram maior flutuação no princípio de congestionamento.

5.3.1 Erdös e Rényi

Para cada grau neste modelo de rede, foram observados tempos críticos diferentes para a geração de pacotes na rede, como será exibido adiante. Será notado o mesmo comportamento citado quanto ao valor de DFA e suas influências sobre outras métricas.

Grau médio igual à 2

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $6x10^{-6}$s, $7x10^{-6}$s e $8x10^{-6}$s para os estados congestionado, transiente e livre, respectivamente. A maior flutuação se dá em $7x10^{-6}$s, sendo este

próximo ao tempo crítico desejado.

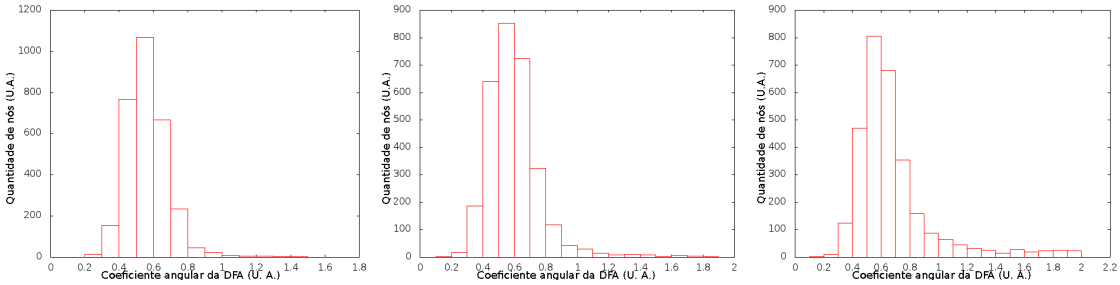

Figura 12 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 12 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, observa-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto na tabela do Capítulo 4.

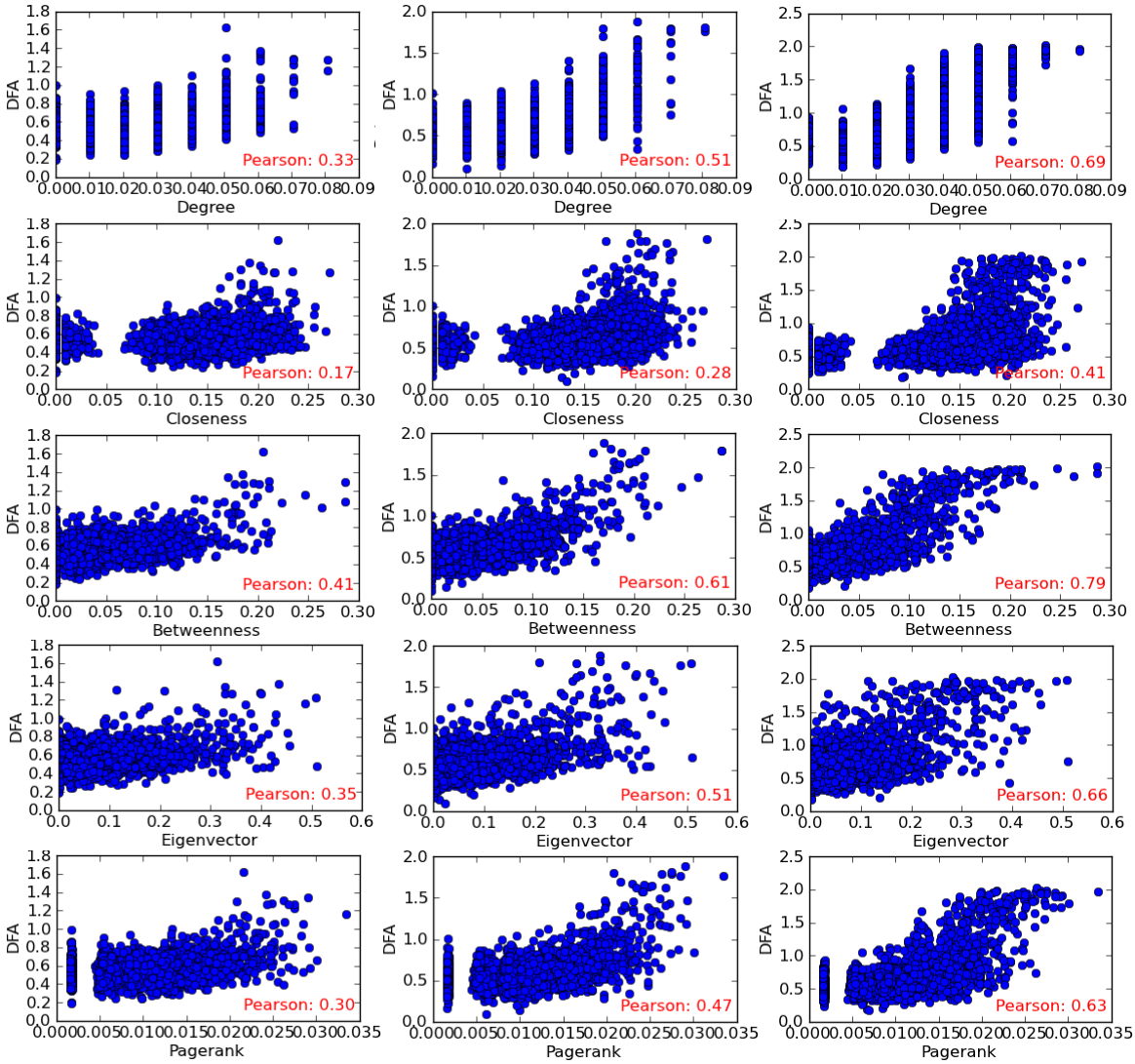

Figura 13 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 2. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 13, à esquerda são apresentados dados relativos aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, dados relativos aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. O coeficiente pearson é destacado ao canto inferior direito de cada gráfico, representando quantitativamente a correlação entre as medidas.

Os gráficos na primeira linha da figura 13 exibem a comparação do valor de DFA com o grau de cada nó da rede. Nesta comparação, vê-se que nós com grau baixo, com poucas conexões, sofrem pouca influência na dinâmica de comunicação, enquanto que nós com muitas conexões são bastante afetados. Na segunda linha

de gráficos, vê que a comparação do DFA com a proximidade dos nós, observando que os nós com maior proximidade são mais influenciados pela dinâmica de comunicação da rede. Na linha de gráficos que sege com o comparativo entre DFA e centralidade, pode-se observar que os nós mais centralizados há maior variação de DFA e, portanto, maior influência da dinâmica nestes nós. A linha de graficos comparativos entre DFA e autovetor, observa-se grande influência da dinâmica em diversos valores de autovetor, com significativa variação de DFA para altos valores de autovetores. Como última comparação, entre valores de DFA e o pagerank, é observado a mesma influência para valores altos de pagerank. Além disto, o DFA tende ao valor máximo, igual à 2.

Através do coeficiente de correlação Pearson é possível ver que, na maioria dos casos, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maiores valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a observação de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 4

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $4x10^{-6}$s, $5x10^{-6}$s e $6x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $5x10^{-6}$s, sendo este próximo ao tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de grau médio 2, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis

para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

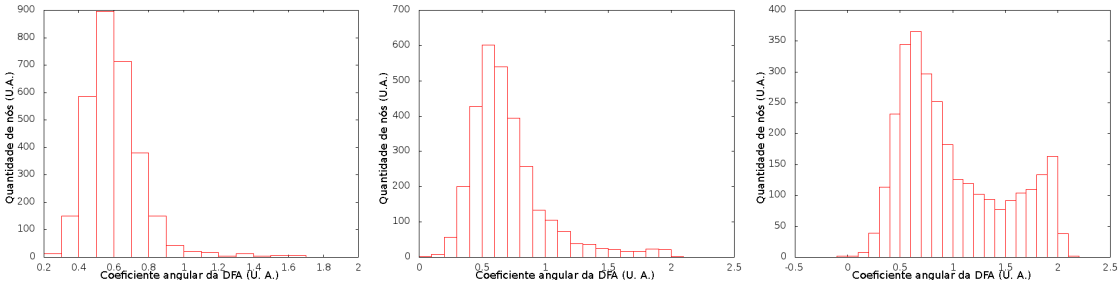

Figura 14 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 14 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

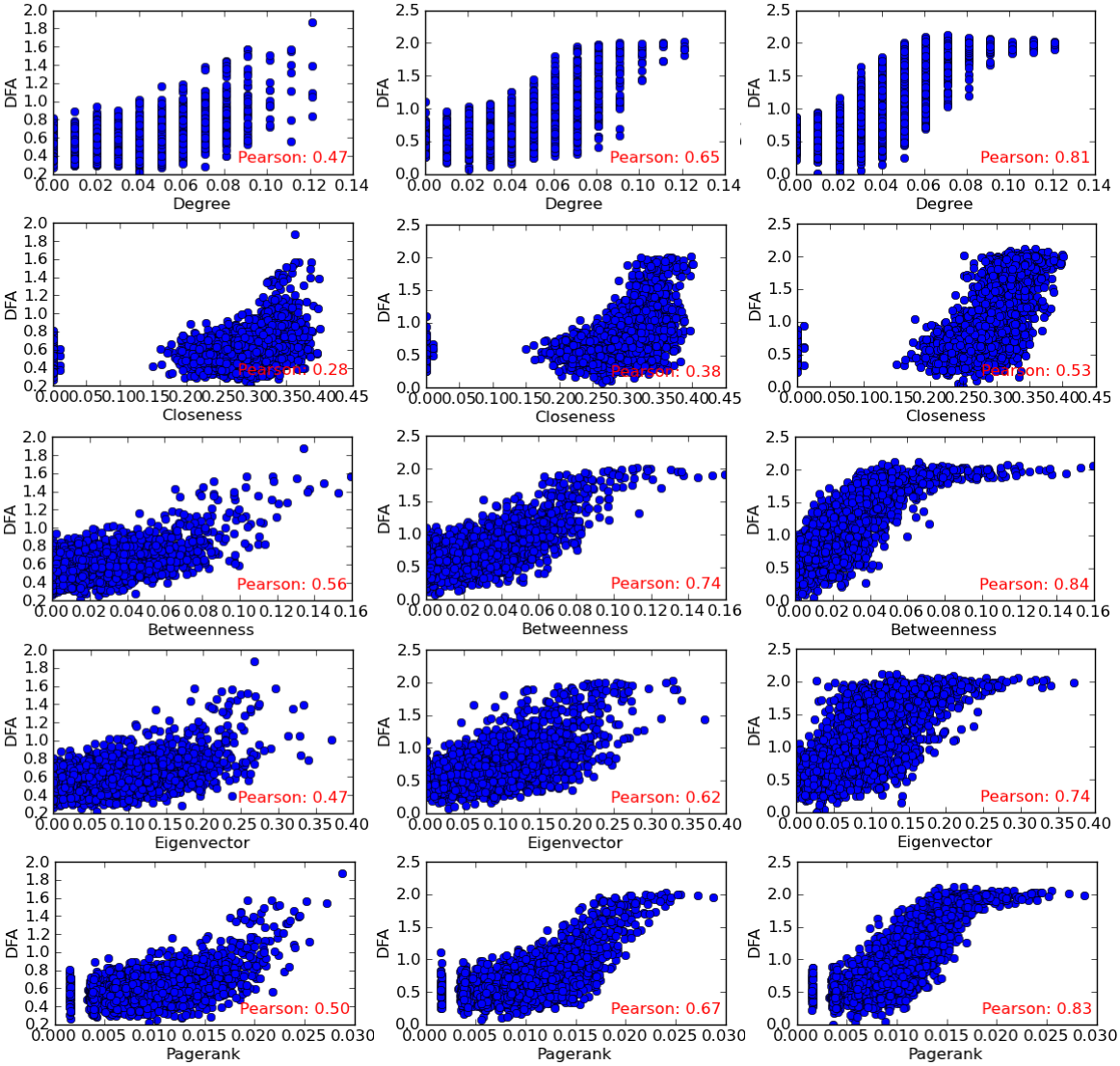

Figura 15 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 4. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 15 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a observação de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 6

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $3x10^{-6}$s, $4x10^{-6}$s e $5x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $4x10^{-6}$s, sendo este próximo ao tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de graus médio 2 e 4, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

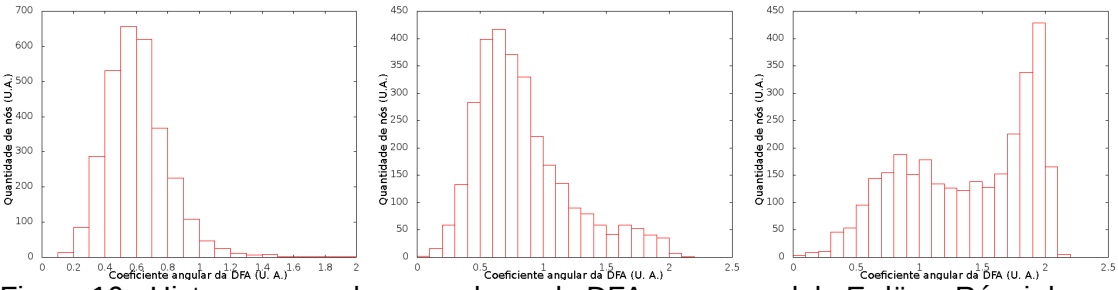

Figura 16 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 16 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

Em comparação com os histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Erdös e Rényi de grau médio 4, que exibem maior concentração de nós com valores de DFA próximos à ½, os de grau médio 6 exibem um aumento maior no numero de nós com DFA próximos de 2. Isto se deve ao aumento do grau médio, proporcionando uma elevação no número de caminhos e, consequentemente, mais nós entrando no estado de congestionamento.

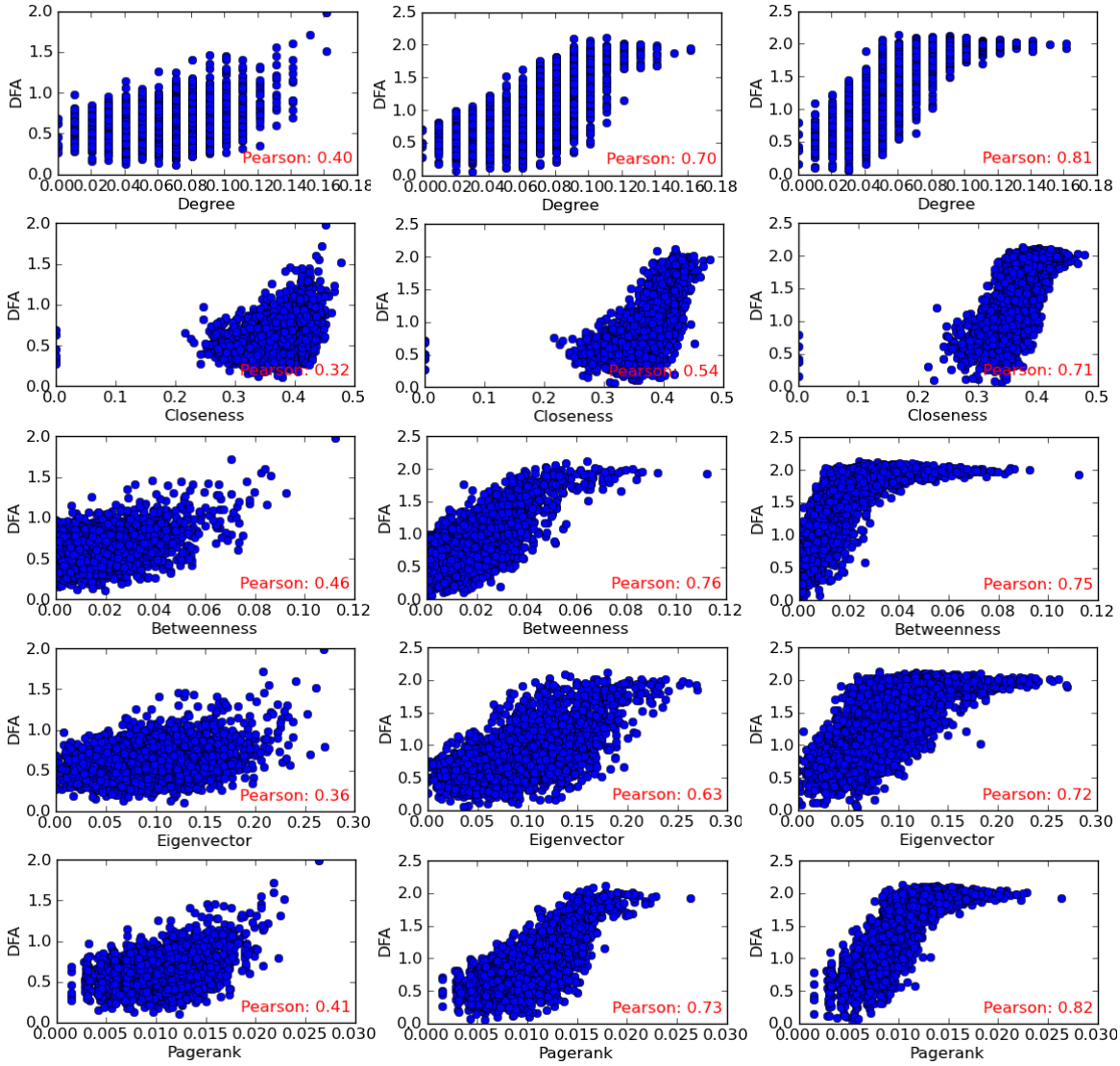

Figura 17 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Erdös e Rényi de grau médio igual à 6. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 17 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Novamente, ao observar os grafos referente a estas redes, notou-se nós com maior quantidade de vértices, explicando o congestionamento de tráfego de pacotes. Tais nós aparecem com maior frequência, em relação ao grau 4, o que explica o aumento significativo no histograma de DFA para valores próximos à 2. Também foi constatada a existência de nós sem conexões.

5.3.2 Watts e Strogatz

Para cada grau neste modelo de rede, foram observados tempos críticos semelhantes, ou próximos, devido a probabilidade de reconexão, como será exibido adiante. Porém será notada o mesmo comportamento citado quanto ao valor de DFA e suas influências sobre outras métricas.

Grau médio igual à 2 e probabilidade de reconexão 0,1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $4x10^{-6}$s, $5x10^{-6}$s e $6x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $5x10^{-6}$s, sendo este próximos ao tempo crítico desejado.

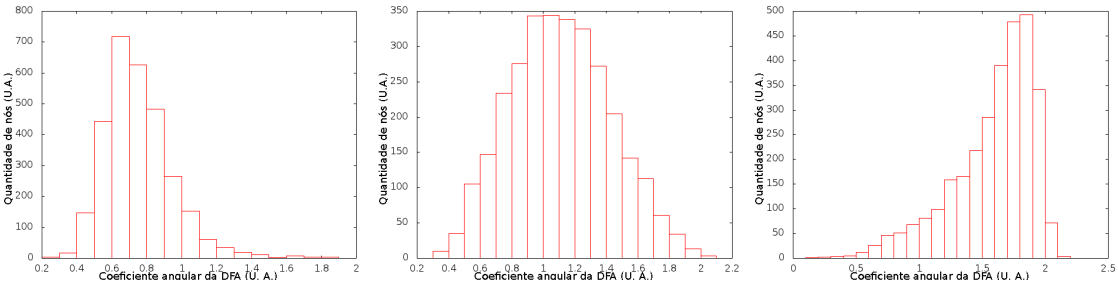

Figura 18 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 18 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

Comparando os histogramas da figura 18 com os modelos de Erdös e Rényi, percebe-se que o modelo de Watts e Strogatz é influenciado de uma maneira mais “comportada”, isto é, a influência da dinâmica e comunicação é melhor distribuída.

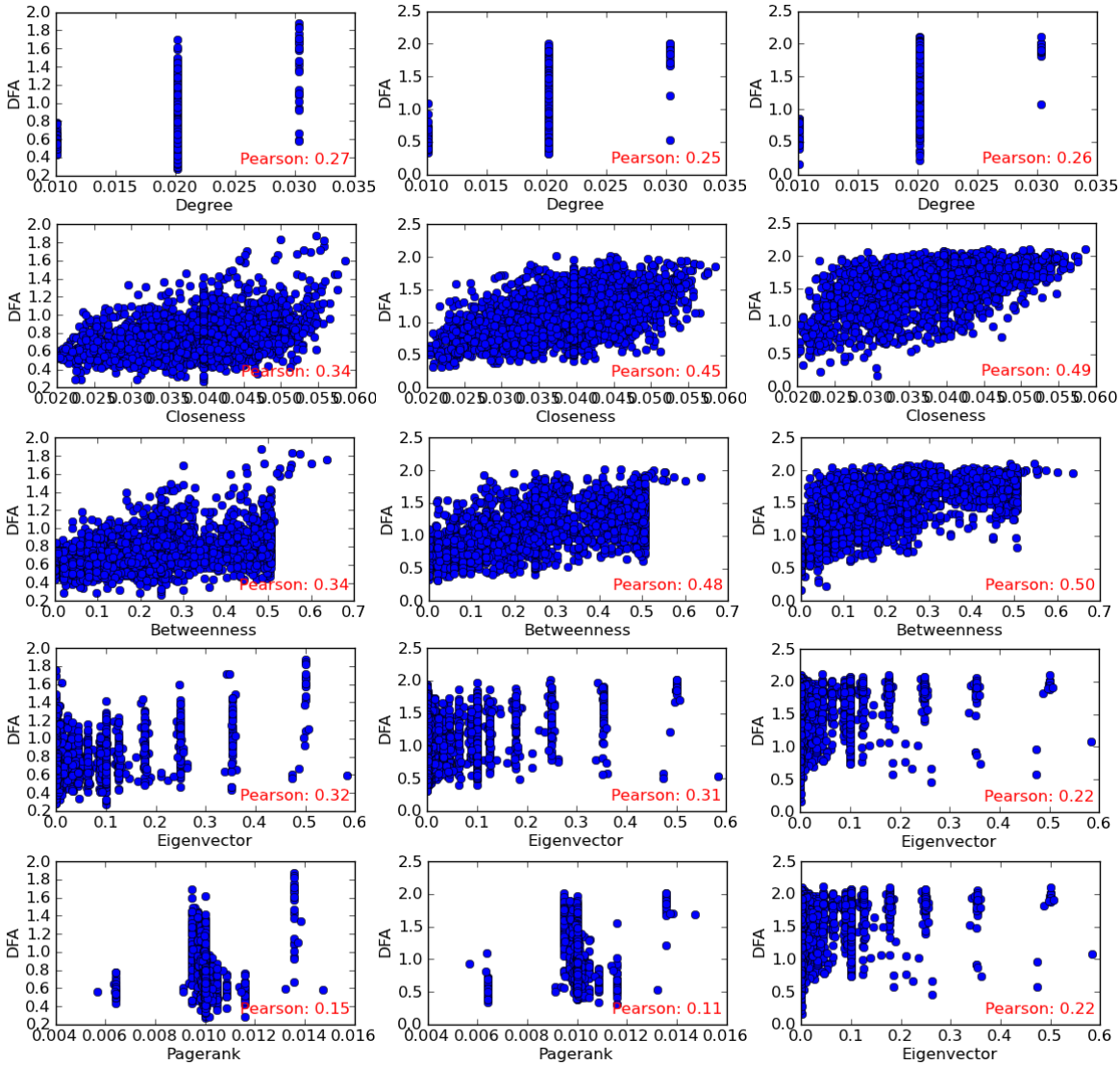

Figura 19 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 19 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Grau médio igual à 2 e probabilidade de reconexão 1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $5x10^{-6}$s, $6x10^{-6}$s e $7x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $6x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado.

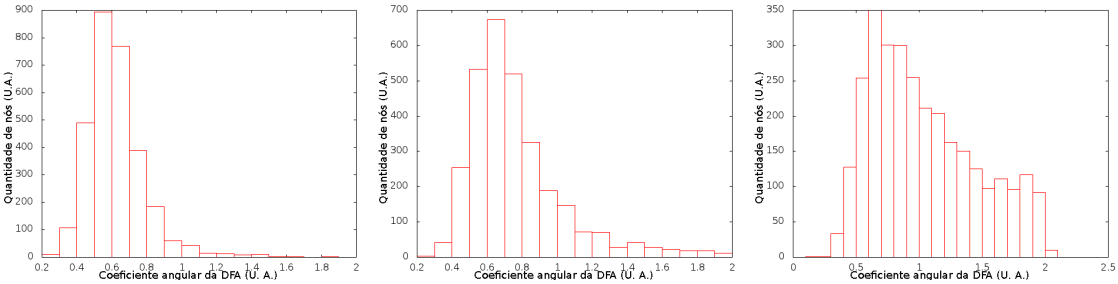

Figura 20 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 20 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

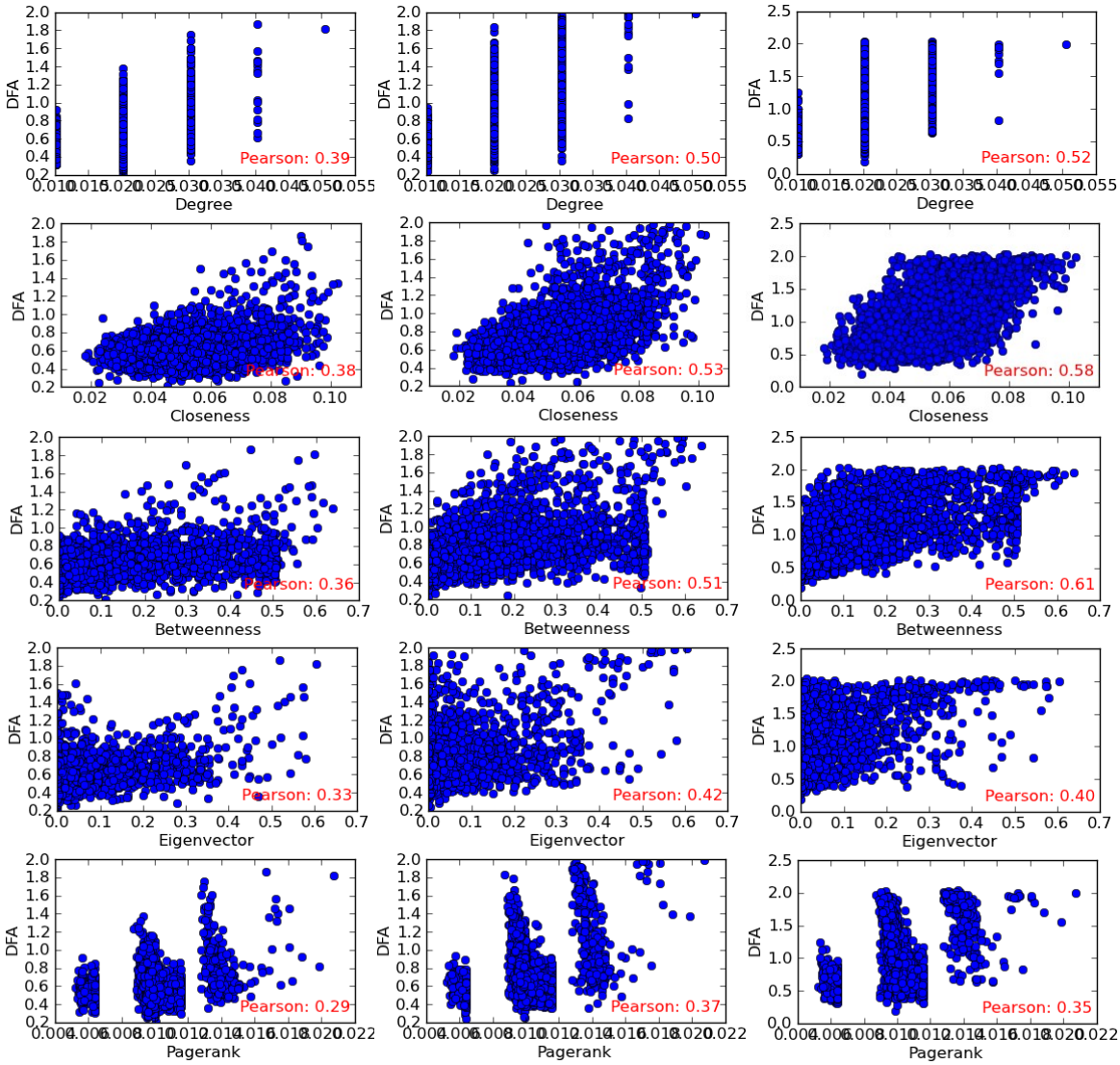

Figura 21 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 2 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 21 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Em compracação com o grau médio 2 e probabilidade de reconexão 0,1, este modelo apresentou uma dispersão maior para as métricas comparativas. Isto devido ao aumento da probabilidade de reconexão, o que possibilitou maior aproximação ao modelo Erdös e Rényi visto anteriormente. Porém o coeficiente de correlação Pearson permanece baixo para este modelo.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a abtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 4 e probabilidade de reconexão 0,1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $4x10^{-6}$s, $5x10^{-6}$s e $6x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $5x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de grau médio 2, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

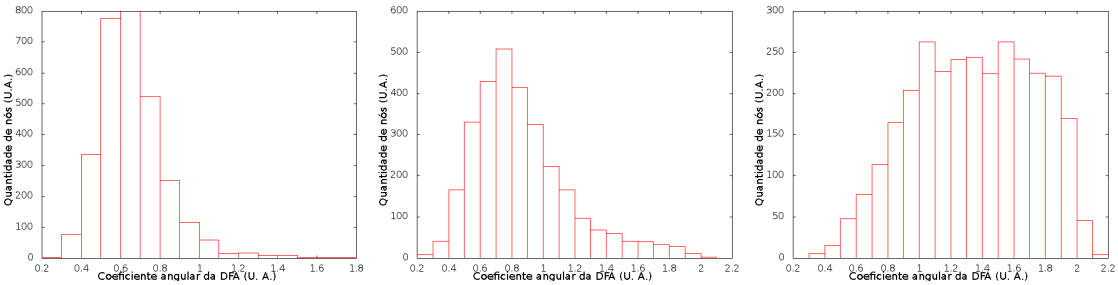

Figura 22 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 22 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

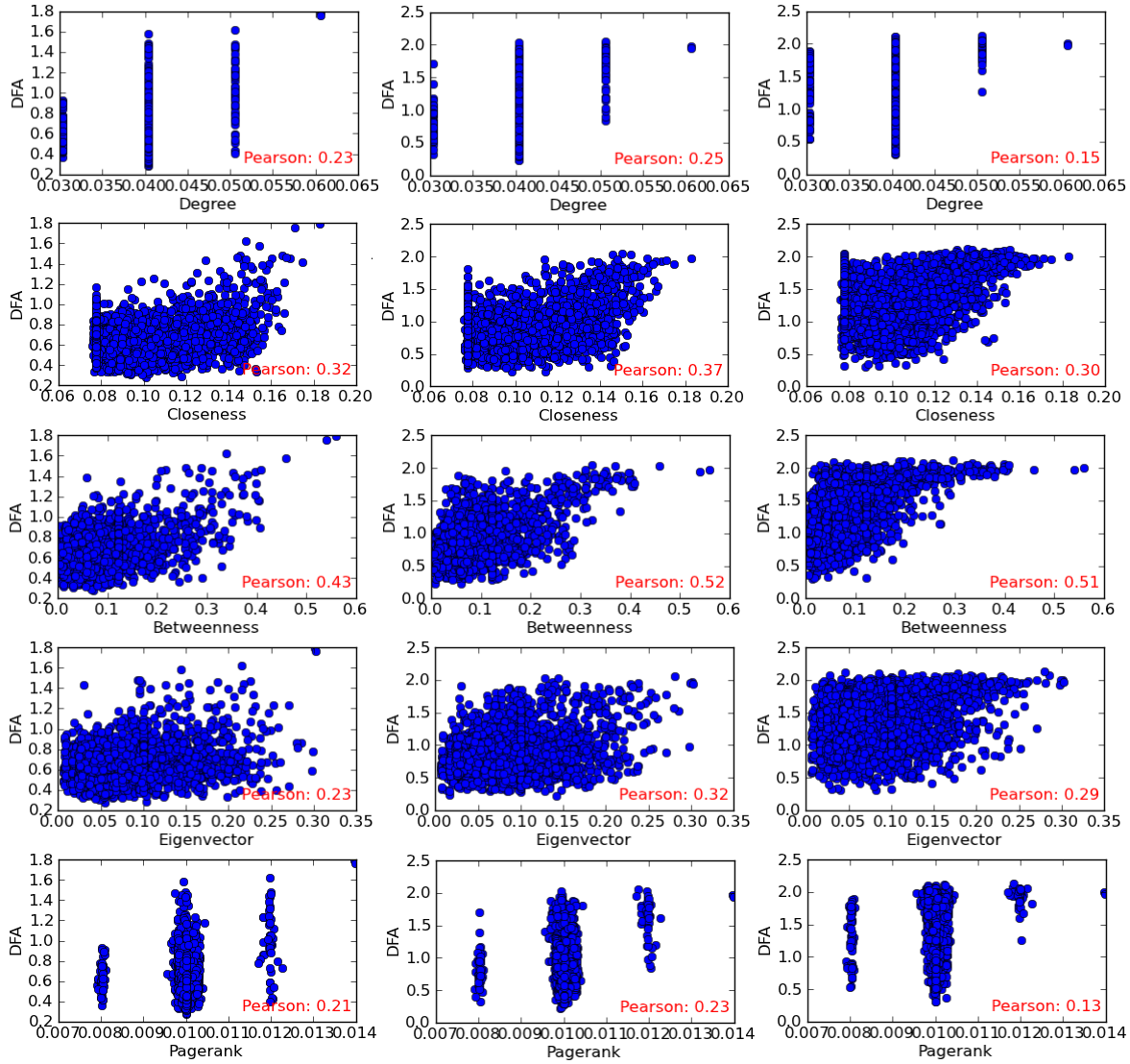

Figura 23 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 23 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Com o aumento do grau médio, foi percebido uma distribuição maior dos valores das métricas comparativas, relacionando com os resultados obtidos no grau médio 2 e mesma probabilidade de reconexão. No entanto, menos distribuídos que os valores obtidos para grau médio 2 e probabilidade de reconexão 1. Em

comparação com os resultados anteriores para este modelo, os resultados da figura 23 indicaram uma redução no coeficiente de correlação Pearson.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se que a disposição dos nós e dos vértices eram semelhantes ou próximas às redes originais. Este comportamento era esperado, devido a baixa probabilidade de reconexão. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 4 e probabilidade de reconexão 1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $4x10^{-6}$s, $5x10^{-6}$s e $6x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $5x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de grau médio 2, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possívs para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

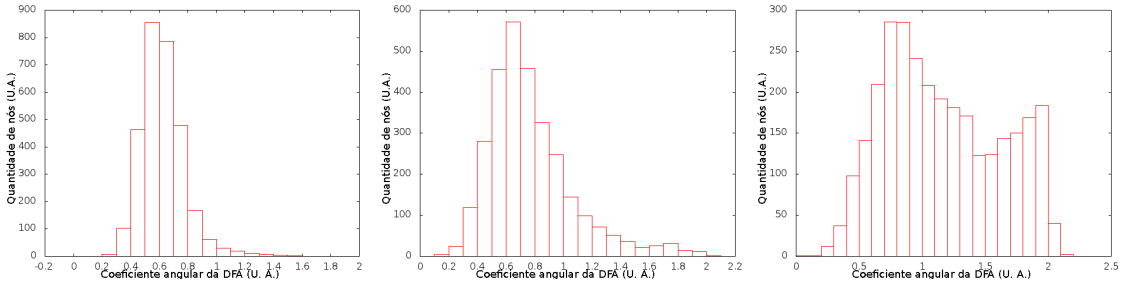

Figura 24 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 24 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

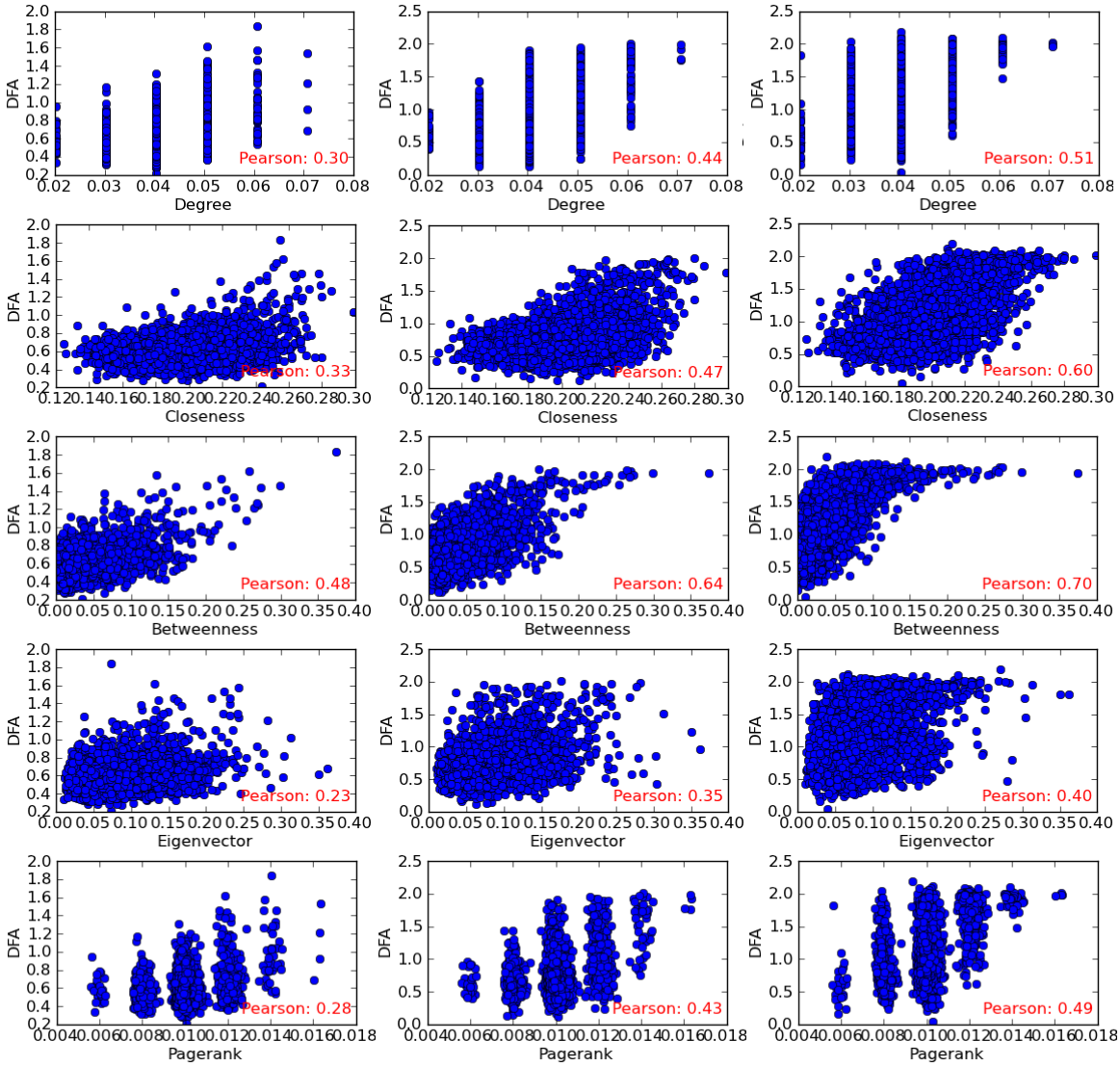

Figura 25 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 4 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 25 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Comparando com o grau médio 4 e probabilidade de reconexão 0,1, é visto uma dispersão maior para os valores das métricas comparativas. Isto se deve à diferença na probabilidade de reconexão, que proporcionou uma maior aleatoriedade à rede. Houve um aumento significativo no coeficiente de correlação Pearson, se assemelhando mais com o modelo Erdös e Rényi do que os resultados

obtidos anteriormente para este modelo.

De acordo o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a obtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 6 e probabilidade de reconexão 0,1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $5x10^{-6}$s, $6x10^{-6}$s e $7x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $6x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de graus médio 2 e 4, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

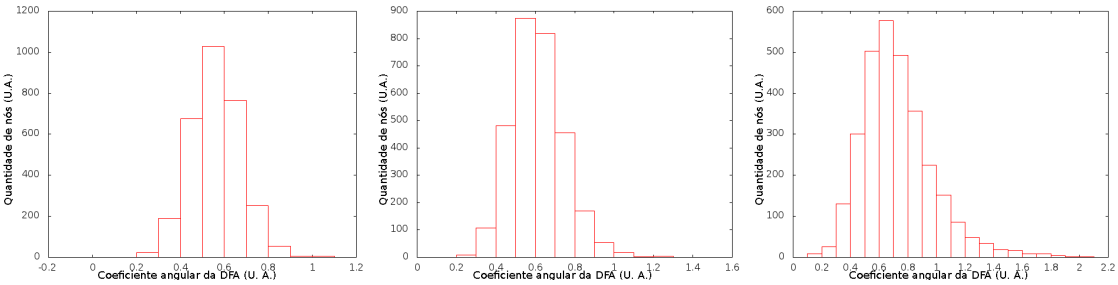

Figura 26 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 26 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em

todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

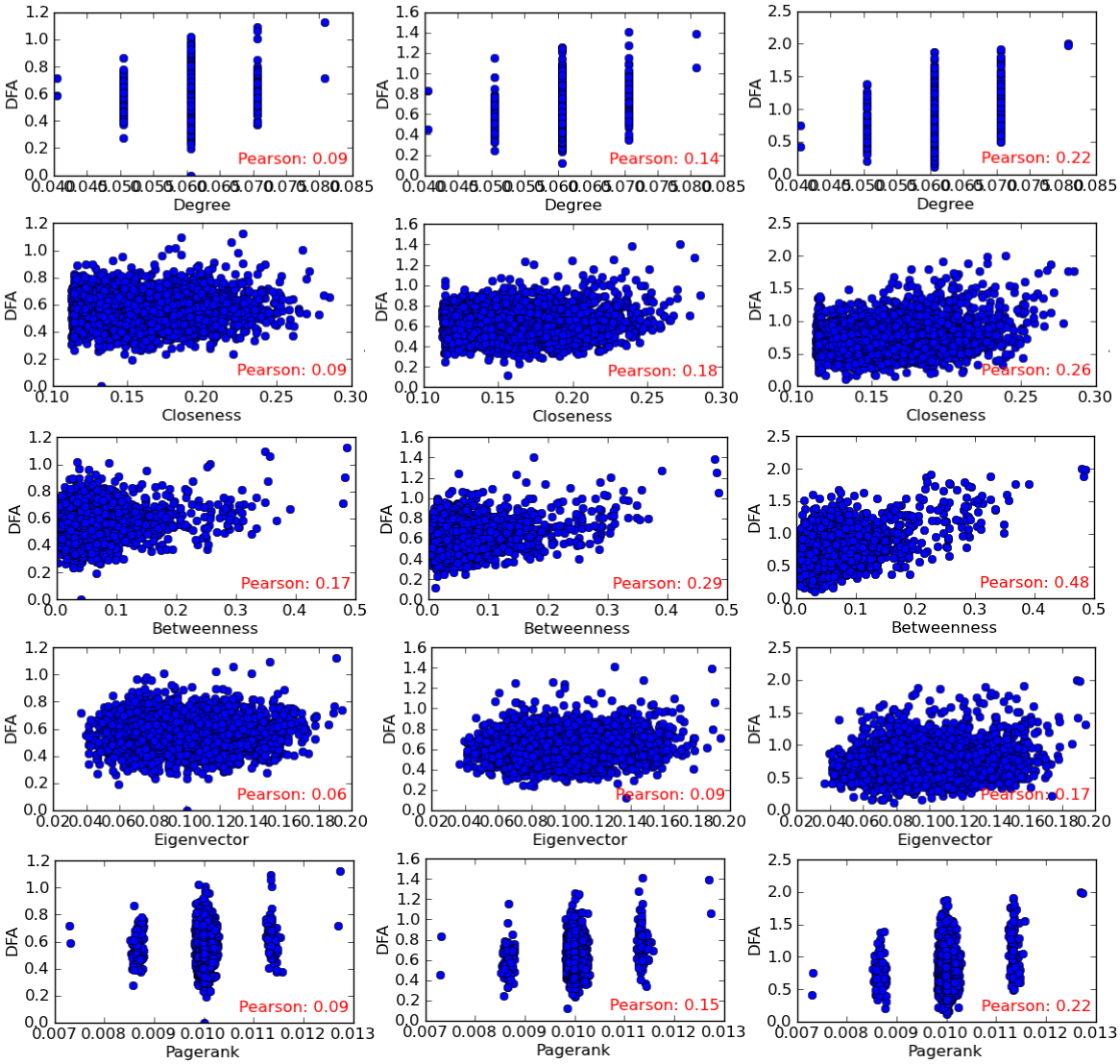

Figura 27 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 0,1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 27 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Os resultados obtidos nesta combinação de grau médio e probabilidade de reconexão se assemelham aos obtidos para grau médio 2 e propabilidade de reconexão 1. As diferenças se devem a esta rede ser mais regular, ou seja, a maioria dos nós possuem o mesmo numero de conexões. Quanto ao coeficiente de

correlação Pearson, este é inferior aos obtidos anteriormente para este modelo.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se que a disposição dos nós e dos vértices eram semelhantes ou próximas às redes originais. Este comportamento era esperado, devido a baixa probabilidade de reconexão. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 6 e probabilidade de reconexão 1

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $4x10^{-6}$s, $5x10^{-6}$s e $6x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $5x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de graus médio 2 e 4, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

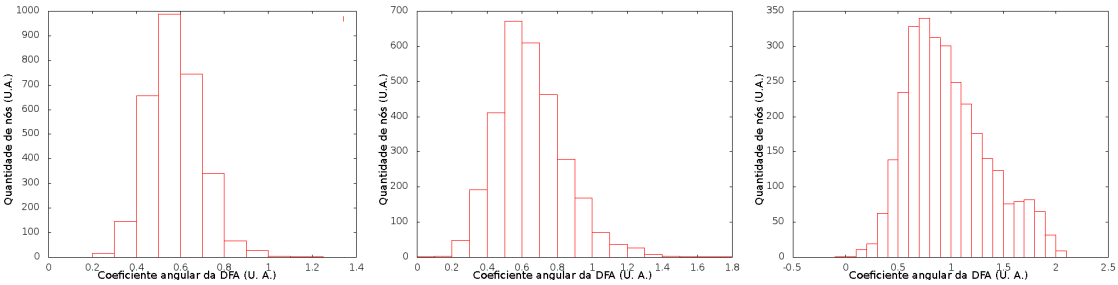

Figura 28 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 28 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

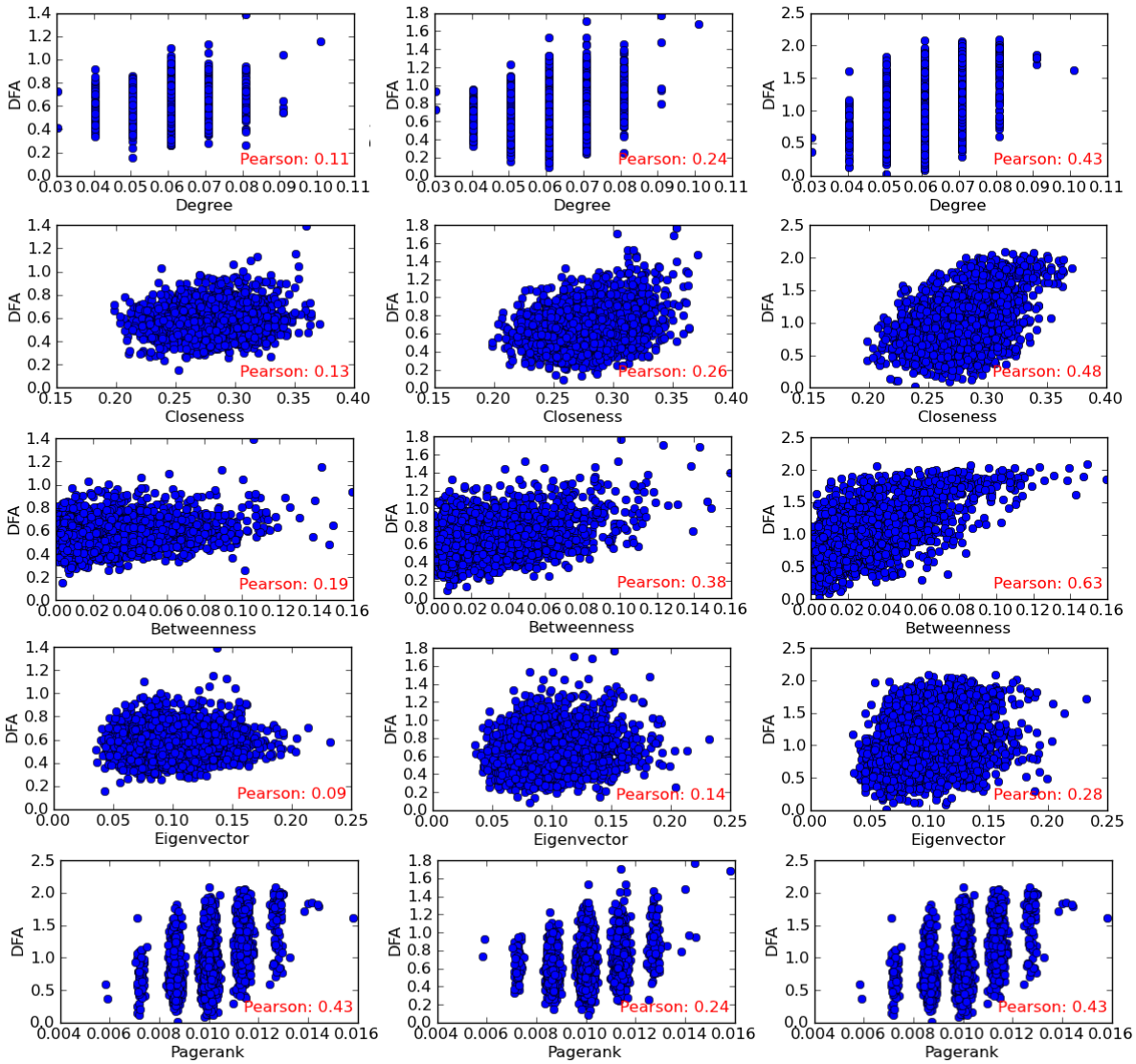

Figura 29 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Watts e Strogatz de grau médio 6 e probabilidade de reconexão 1. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos figura 29 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Em compracação com as demais combinações de grau médio e probabilidade de reconexão neste modelo, o resultado obtido pela figura 29 apresentou uma dispersão maior para as métricas comparativas. Pela figura pode-se inferir que este resultado teve maior aproximação ao modelo Erdös e Rényi visto anteriormente. Contudo o coeficiente de correlação Pearson permanece baixo.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a abtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

5.3.3 Barabási e Albert

Para cada grau neste modelo de rede, foram observados tempos críticos diferentes para a geração de pacotes na rede, como será exibido adiante. Porém será notada o mesmo comportamento citado quanto ao valor de DFA e suas influências sobre outras métricas.

Grau médio igual à 2

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $13x10^{-6}$s, $14x10^{-6}$s e $15x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $14x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado.

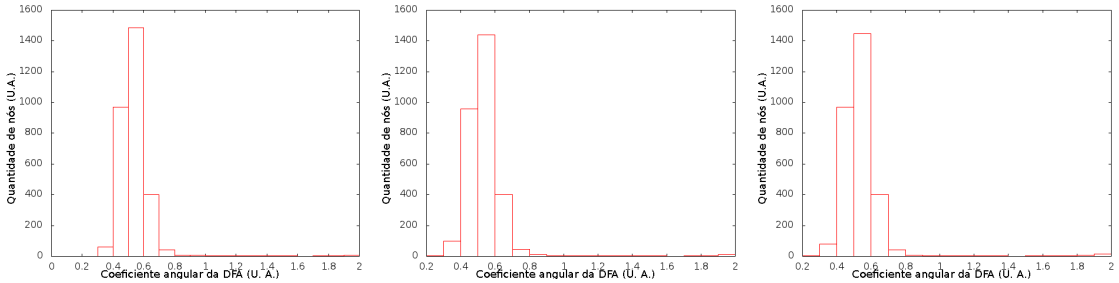

Figura 30 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 30 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

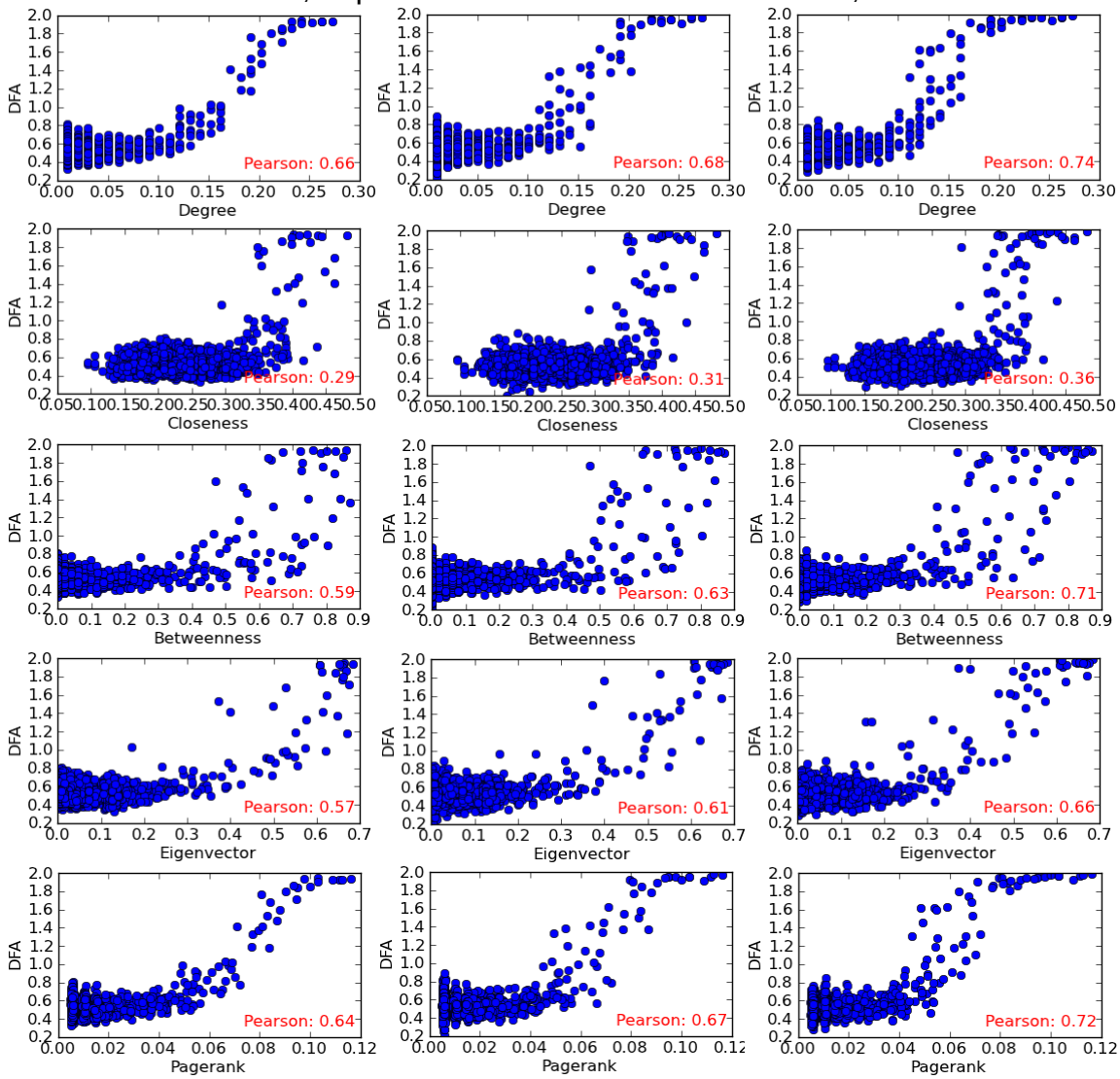

Figura 31 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 2. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 31 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior

valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Neste modelo, ve-se que a maioria dos nós seguem a dinâmica de comunicação com valores baixos para o DFA, enquanto poucos transitam para valores mais altos. Em comparação com os ouros modelos estudados, os valores comparativos são mais definidos, garantindo um considerável valor para o coeficiente de correlação Pearson.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a obtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 4

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $8x10^{-6}$s, $9x10^{-6}$s e $10x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $9x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de grau médio 2, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

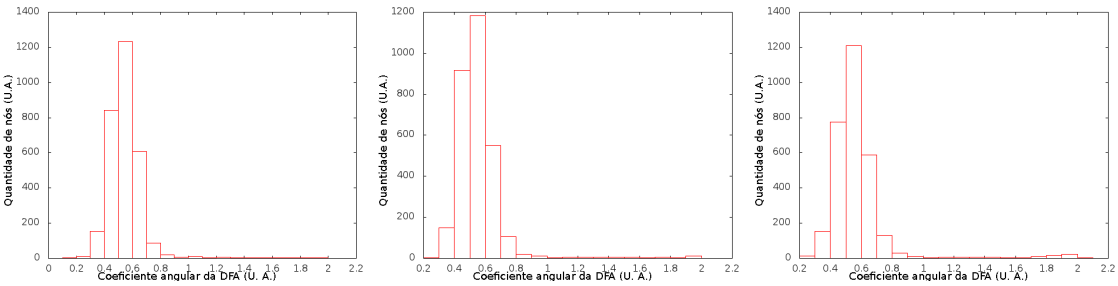

Figura 32 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 32 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

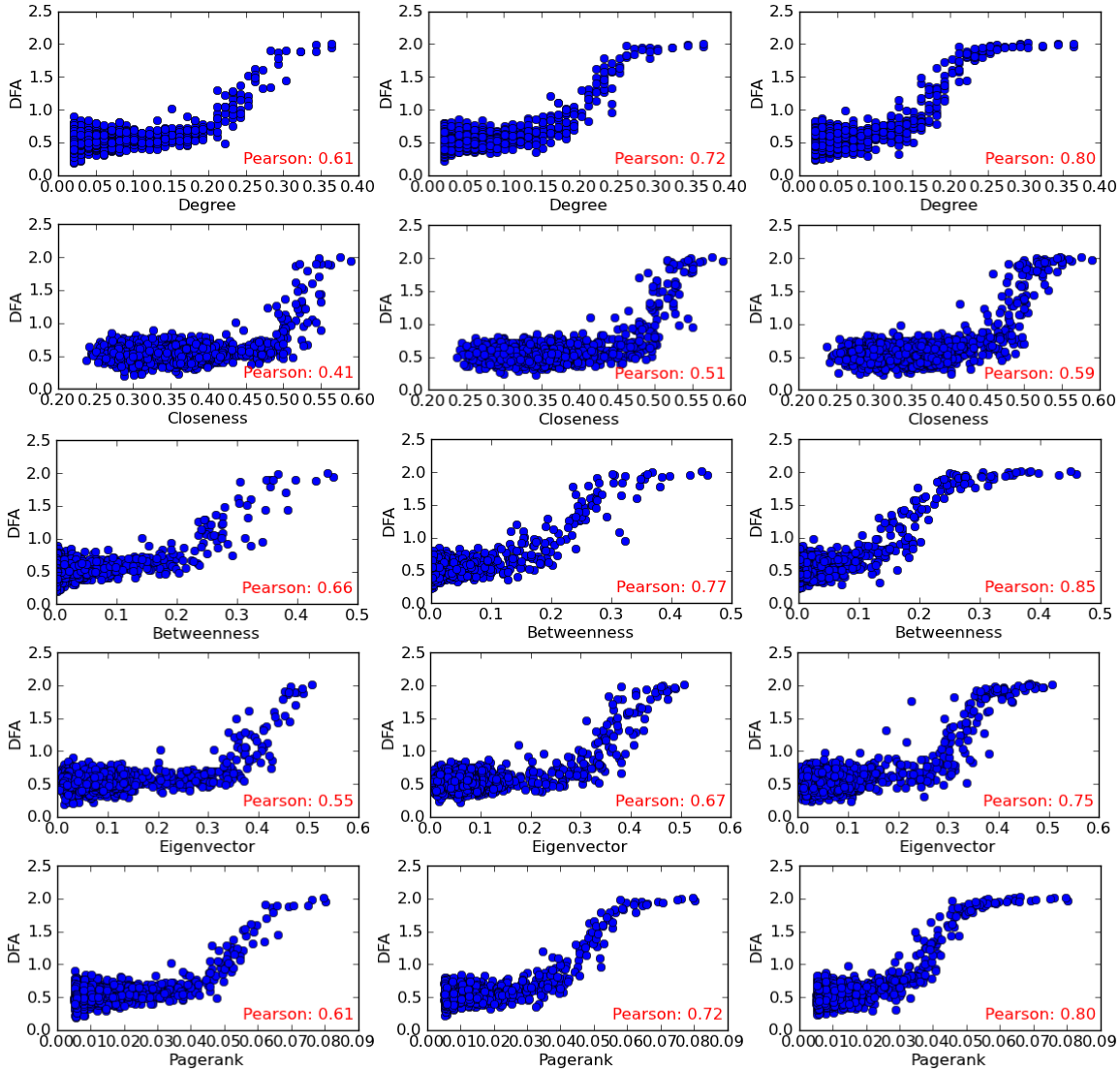

Figura 33 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 4. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 33 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior

valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Em comparação com os dados referente ao mesmo modelo, porém de grau médio 2, é visível o acréscimo na quantidade de nós que são inflênciados pela dinâmica de comunicação. Este acréscimo influência na determinação de uma curvatura e aumenta o coeficiente de correlação Pearson, ocmo pode ser observado.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a obtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constaltou-se a existência de nós sem conexões.

Grau médio igual à 6

Os tempos observados para este grau médio, neste modelo de rede complexa, foram $6x10^{-6}$s, $7x10^{-6}$s e $8x10^{-6}$s. A maior flutuação se dá em $7x10^{-6}$s, sendo este o tempo crítico desejado. Em comparação com a rede de graus médio 2 e 4, a redução no tempo crítico era esperada pois, com o aumento da quantidade de vétices que lingam os nós da rede, existem mais caminhos possíveis para os pacotes trafegarem, diminuindo o efeito “gargalo”.

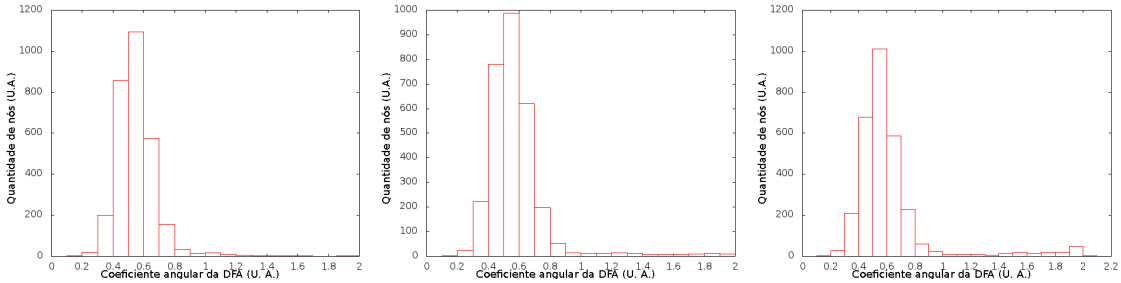

Figura 34 - Histogramas sobre os valores de DFA para o modelo Barabási e Albert de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.

Os histogramas da figura 34 mostram um deslocamento no valor de DFA de alguns nós para valores maiores que 1. À esquerda é apresentado o histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está livre de congestionamento. À direita, histograma relativo aos valores obtidos quando a rede está congestionada. Ao centro, é observado um estado intermediário entre rede livre e congestionada. Com a analise de flutuação no tempo crítico, obteve-se valores de DFA próximos de 1 em todos os nós relevantes, o que é caracterizado como ruído rosa, como visto no 4.

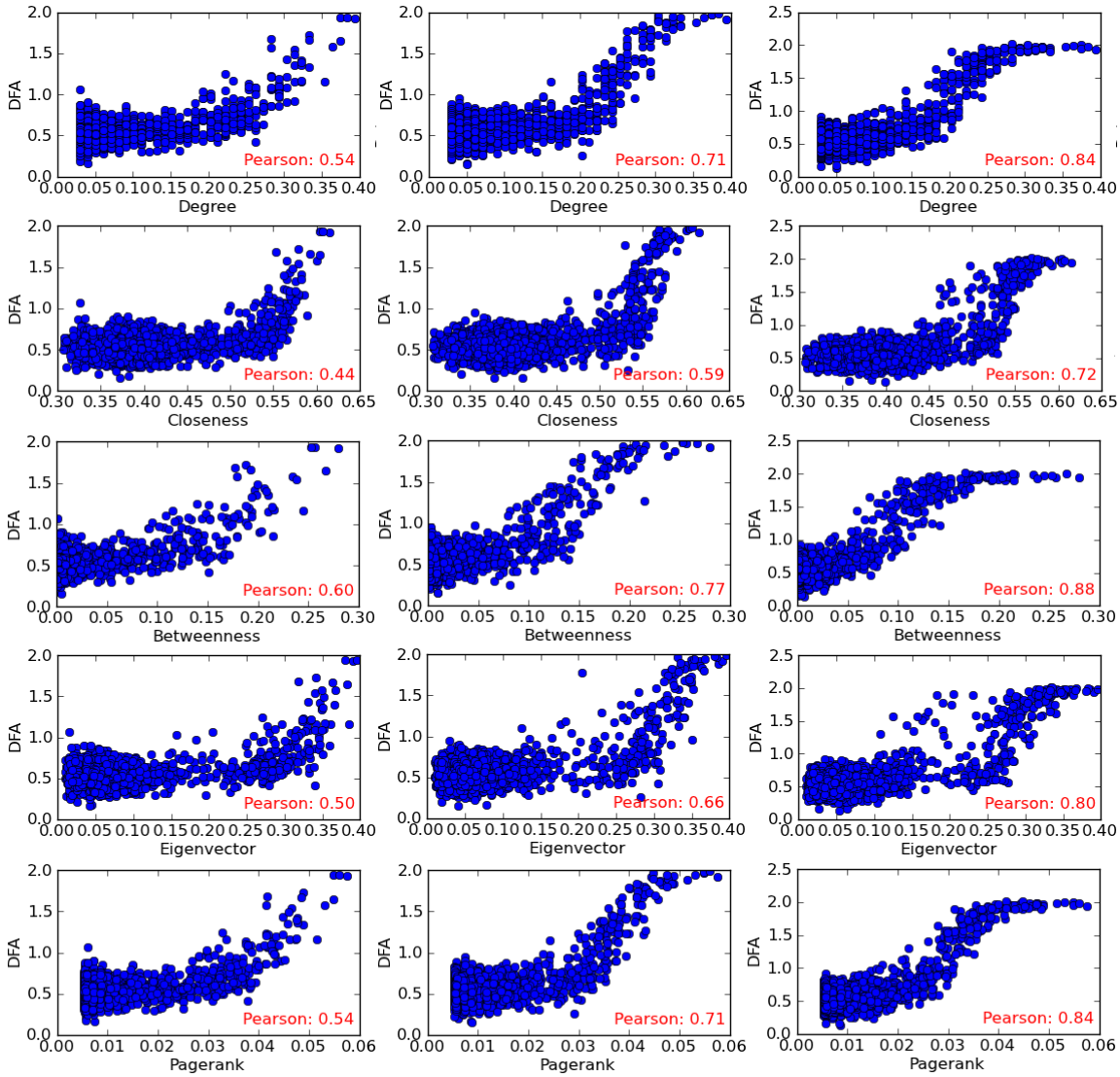

Figura 35 - Gráficos de comparação entre os valores de DFA obtidos e outras métricas para o modelo Barabási e Albert de grau médio 6. Fonte: Elaborada pelo autor.

Através dos gráficos da figura 1 é possível ver que, a medida que a rede congestiona, há maior correlação entre o valor de DFA e outras métricas. Observa-se que os maiores valores de DFA estão associados aos nós com maior

valores nas métricas comparadas. Ainda é possível visualizar que existe um grupo de nós isolados, indicando possíveis nós sem conexão.

Comparando com os dados referente ao mesmo modelo, porém de grau médio inferiores, o aumento na quantidade de nós que são inflênciados pela dinâmica de comunicação é observado, ajudando na determinação de uma curvatura e aumentando o coeficiente de correlação Pearson, como pode ser observado.

De acordo com o grafo da rede complexa referente, observou-se estes nós possuiam maior quantidade de vértices ligados a eles, ou seja, nós com maior grau. Assim, a obtenção de congestionamento de tráfego de pacotes nestes nós era esperada, já que há uma maior concentração nos mesmos. Nesta topologia, com o grau médio associado, constatou-se a existência de nós sem conexões.

5.4 Discussões

Com os resultados obtidos nos modelos de redes estudados, foi possível observar que os nós com maior grau, ou seja, que possuem o maior número de ligações, são os mais afetados pela dinâmica de comunicação. À medida que o grau médio da rede aumenta, mais nós sofrem esta influência. Isto se deve ao aumento na quantidade caminhos possíveis para o tráfego dos pacotes, fazendo com a flutuação do tamanho da fila de pacotes seja observada em maior quantidade de nós. O comportamento auxiliou na definição de uma curvatura indicativa de que o valor de DFA sofre alteração nos nós mais influênciados pela flutuação da fila de pacotes.

No modelo de Erdös e Rényi, foi observada a existência de nós isolados, os quais, obviamente, não apesentavam nenhuma influência sobre seu valor de DFA da fila de pacotes. O aumento de grau deste modelo acarretou em redução no tempo de geração dos pacotes, ou seja, foi necessário aumentar a carga de dados na rede

para que esta sofresse um congestinamento. Através dos histogramas deste modelo, pode-se observar uma migração de alguns nós para valores de DFA próximos de 2.

Para o modelo de Watts e Strogatz, não foram observados nós isolados, devido à maneira como a construção da rede é feita, partindo de uma rede regular. Por mesmo motivo, o tempo de geração de pacotes foi pouco alterado, sendo esta alteração mais associada à probabilidade de reconexão. Além disso, a regularização da rede interferiu nos resultados, tornando os nós muito parecidos, ou seja, com a mesma quantidade de arestas, reduzindo o tempo de geração de pacotes. Contudo, os histogramas das redes com probabilidade de reconexão 1 indicam a migração de valor de DFA para alguns nós, como no modelo de Erdös e Rényi, enquanto que os modelos com probabilidade de reconexão 0,1 muitos nós sofrem esta variação.

Já o modelo de Barabási e Albert os valores foram mais definidos, sem a presença de nós isolados e boa distribuição de graus. Neste modelo observou-se que poucos nós possuiam grande quantidade de arestas enquanto que sua maioria possuiam poucas conexões. Desta maneira, obteve-se os maiores tempos de geração de pacotes, pois, existindo poucos caminhos, os nós com maior numerode arestas eram fortemente influênciados pelo dinâmica de comunicação. Os histogramas determinaram que apenas os nós mais conectados sofreram grande alteração em seu valor de DFA, reforçando os resultados obtidos com os modelos anteriores.

6 Conclusão

O estudo de redes complexas pode ser aplicado em diversas áreas de conhecimentos, visto que foram encotrados artigos de biologica, física, meteorologia, redes elétricas, aeronáutica, relacionamentos sociais, entre outros. Todos referêm-se à redes complexas como uma excelente ferramenta de avaliação e conclusão de casos, utilizando modelos e métricas para tanto. Na teoria, tem-se amplos conceitos que definem uma rede, estando a complexidade associada à maneira com que os elementos que a compõe se relacionam.

Porém, a dinâmica de uma rede complexa é um estudo a ser aprofundado. Neste trabalho, foram feitas verificações e sugestões de classificação focando em pontos de aglomeração de informação na dinâmica de comunicação. Para tanto, foi utilizado o DFA como ferramenta, devido sua aplicação em alta flutuação de dados obtidos em outras áreas de conhecimento. Esta ferramenta possibilitou uma classificação para os dados obtidos, de acordo com o ruído observado.

Modelo de Erdös e Rényi: Observando os resultados obtidos neste modelo de rede revelou-se uma transição de frequência na flutuação do tamanho da pilha de pacotes entre o estado livre e congestionado, classificando o estado intermediário, ou crítico, como um ruído rosa, com valores de DFA próximos a 1. Esta classificação pode ser reforçada com os valores obtidos para o coeficiente de correlação Pearson, que indicam boa correlação entre os valores de DFA e outras métricas de redes complexas.

Modelo de Watts e Strogatz: Com as redes deste modelo obteve-se resultados próximos Erdös e Rényi, porém mais difusos devido à construção deste modelo. O coeficiente de correlação Pearson indica baixa correlação de DFA com outras métricas.

Modelo de Barabási e Albert: Neste modelo, os resultados obtidos revelam a mesma transição de frequência na flutuação do tamanho da pilha de pacotes, classificando o estado crítico também como um ruído rosa. O coeficiente de

correlação Pearson reforça essa classificação com boa correlação entre os valores de DFA e outras métricas de redes complexas.

Cálculos de DFA: Os cálculos propiciaram uma análise de tendência das flutuações estudadas, sendo possível conferir o aumento do coeficiente angular da curva de tendência desde o momento de transito livre dos pacotes até o congestionamento da rede. Quanto ao comparativo com outras métricas, indicaram um valor máximo para os modelos estudados.

O estudo de congestionamento local permite avaliar o comportamento da rede antes de um congestionamento global, possivelmente possibilitando evitar atrasos locais caso essas informações sejam incluídas no algoritmo de roteamento de pacotes. Por outro lado, as nossas observações mostram que nós com maior número de arestas são os que tendem a apresentar maior sobrecarga. Portanto, essa análise local pode se limitar, em uma rede real, a esses nós.

Contudo, estudos mais aprofundados, incluindo outros algoritmos de roteamento de pacotes, outros modelos de redes e considerando outras possíveis medidas de centralidade dos nós seriam relevantes para estender esse trabalho.

Outra possibilidade de continuação dos trabalhos é procurar outras métricas para caracterizar o tráfego, além do DFA.

Por fim, Também seria importante avaliar uma forma prática de incluir o cálculo do DFA do tráfego em tempo real, de modo a alterar o roteamento evitando, na medida do possível, nós que estejam chegando próximo ao valor crítico de 1.

REFERÊNCIAS

1 BOCCALETTI S. et al. Complex networks: structure and dynamics. **Physics Reports**, v. 424, n. 4-5, p. 175–308, 2006.

2 SCOTT J. P. **Social network analysis:** a handbook. 2nd ed.London: Sage Publications ltd, 2000.

3 NEWMAN M. E. J.; PARK J. Why social networks are different from other types of networks. **Physical Review E**, v. 68, n. 3, p. 1-8, 2003.

4 BARABÁSI A.-L.; OLTVAI Z. N. Rewiring the network. **Nature Reviews Genetics**, v. 5, p. 808, 2004. doi: 10.1038/nrg1476.

5 BORNHOLDT S.; SCHUSTE H. G. **Handbook of graphs and networks:** from the genome to the internet. Germany: Wiley, 2003.

6 AMARAL L. A. N.; OTTINO J. M. Complex networks - augmenting the framework for the study of complex systems. **European Physical Journal B**, v. 38, p. 147-162, 2004. doi: 10.1140/epjb/e2004-00110-5.

7 COSTA L. F. et al. Analyzing and modeling real-world phenomena with complex networks: a survey of applications. **Advances in Physics**, v. 60, n. 3, p. 329–412, 2011.

8 ALBERT R.; BARABÁSI A.-L. Statistical mechanics of complex networks. **Reveiws of Modern Physics**, v. 74, n. 1, p. 47–97, 2002.

9 STROGATZ S. H. Exploring complex networks. **Nature**, v. 410, p. 268-276, 2001. doi: 10.1038/35065725.

10 NEWMAN M. E. J. The structure and function of complex networks. **SIAM Review**, v. 45, n. 2, p. 167-256, 2003.

11 TADIC B.; THURNER S. Information super-diffusion on structured networks. **Physica A**, v. 332, p. 566-584, 2004. doi: 10.1016/j.physa.2003.10.007.

12 GOH K.-I.; KAHNG B.; KIM D. Universal behavior of load distribution in scale-free networks. **Physical Review Letters**, v. 87, p. 5, 2001. doi: 10.1103/PhysRevLett.87.278701.

13 TADIC B.; THURNER S.; RODGERS G. J. Traffic on complex networks: towards understanding global statistical properties from microscopic density fluctuations. **Physical Review E**, v. 69, p. 6, 2004. doi: 10.1103/PhysRevE.69.036102.

14 ZHAO L. et al. Onset of traffic congestion in complex networks. **Physical Review E**, v. 71, p. 8, 2005. doi: 10.1103/PhysRevE.71.026125.

15 HOME P. Congestion and centrality in traffic flow on complex networks. **Advances in Complex Systems**, v. 6, p. 163-176, 2003. doi: 10.1142/S0219525903000803.

16 YAN G. et al. Efficient routing on complex networks. **Physical Review E**, v. 73, p. 4, 2006. doi: 10.1103/PhysRevE.73.046108.

17 DUCH J.; ARENAS A. Scaling of fluctuations in traffic on complex networks. **Physical Review Letters**, v. 96, n. 21, p. 4, 2006.

18 BAR-YAM Y. **Dynamics of complex systems**. Massachusetts: Perseus Books, 1992.

19 DOROGOVTSEV S. N.; MENDES J. F. F. Evolution of networks. **Advances in Physics**, v. 51, n. 4, p. 1079, 2002.

20 BARABÁSI A.-L. et al. On the topology of the scientific collaboration networks. **Physica A**, v. 311, n. 16, p. 590–614, 2002.

21 WATTS D. J.; STROGATZ S. H. Collective dynamics of 'small-world' networks. **Nature**, v. 393, p. 440-442, 1998. doi: 10.1038/30918.

22 MCCANN K. S.; HASTINGS A.; HUXEL G. R. Weak trophic interactions and the balance of nature. **Nature**, v. 395, p. 794–798, 1998. doi: 10.1038/27427.

23 GASTNER M. T.; NEWMAN M. E. J. The spatial structure of networks. **European Physical Journal B**, v. 49, n. 2, p. 247–252, 2006.

24 BANG-JENSEN J.; GUTIN G. **Digraphs:** theory, algorithms and applications. Berlin: Springer-Verlag, 2002.

25 MARCHIORI M.; LATORA V. Harmony in the small-world. **Physica A**, v. 285, n. 3-4, p. 539–546, 2000.

26 BOLLOBÁS B.; RIORDAN O. The diameter of a scale-free random graph. **Combinatorica**, v. 24, n. 1, p. 5-34, 2004.

27 NEWMAN M. E. J. Scientific collaboration networks. I. network construction and fundamental results. **Physical Review E**, v. 64, n. 1, p. 8, 2001.

28 NEWMAN M. E. J. Scientific collaboration networks. II. shortest paths, weighted networks, and centrality. **Physicial Review E**, v. 64, n. 1, p. 7, 2001.

29 WATTS D. J. **Small worlds:** the dynamics of networks between order and randomness. New Jersey: Princeton University Press, 2003.

30 LATORA V.; MARCHIORI M. A measure of centrality based on network efficiency. **New Journal of Physics**, v. 9, n. 6, p. 188, 2007.

31 SHEN-ORR S. S. et al. Network motifs in the transcriptional regulationnetwork of Escherichia coli. **Nature Genetics**, v. 31, n. 1, p. 64–68, 2002.

32 COSTA L. F. et al. Characterization of complex networks: a survey of measurements. **Advances in Physics**, v. 56, n. 1, p. 167–242, 2007.

33 BALCAN D. et al. The information coded in the yeast response elements accounts for most of the topological properties of its transcriptional regulation network. **PLoS ONE**, v. 2, n. 6, p. 501, 2007.

34 ERDÖS P.; RÉNYI A. On random graphs. I. **Publicationes Mathematicae**, v. 6, n. 1, p. 290–297, 1959.

35 ERDÖS P.; RÉNYI A. On the evolution of random graphs. **Mathematical Institute of the Hungrian Academy of Sciences**, v. 5, p. 17–61, 1960. doi: 10.1.1.153.5943.

36 BARABÁSI A.-L.; ALBERT R. Emergence of scaling in random networks. **Science**, v. 286, n. 5439, p. 509-512, 1999.

37 BARABÁSI A.-L.; ALBERT R.; JEONG H. Mean-ÿeld theory for scale-free random networks. **Physica A**, v. 272, p. 173-187, 1999. doi: 10.1016/S0378-4371(99)00291-5.

38 BARABÁSI A.-L.; ALBERT R.; JEONG H. Scale-free characteristics of random networks: the topology of the world wide web. **Physica A**, v. 281, n. 1-4, p. 69-77, 2000.

39 PENG C.-K. et al. Quantification of scaling exponents and crossover phenomena in nonstationary heartbeat time series. **Chaos**, v. 5, n. 1, p. 82-87, 1995.

40 BULDYREV S. V. et al. Long-range correlation properties of coding and noncoding DNA sequences: GenBank analysis. **Physical Review E**, v. 51, n. 5, p. 5084–5091, 1995.

41 PENG C.-K. et al. Statistical properties of DNA sequences. **Physica A**, v. 221, n. 1-3, p. 180, 1995.

42 BULDYREV V. et al. Analysis of DNA sequences using methods of statistical physics. **Physica A**, v. 249, n. 1-4, p. 430-438, 1998.

43 KANTELHARDT J. W. et al. Are the phases in the Anderson model long-range correlated?. **Physica A**, v. 266, n. 1-4, p. 461-464, 1999.

44 VANDEWALLE N. et al. Non-Gaussian behavior and anticorrelations in ultrathin gate oxides after softbreakdown. **Applied Physics Letters**, v. 74, n. 11, p. 1579, 1999.

45 NASCIMENTO S. **Breve resumo sobre simulação de eventos discretos**. 2007. Disponível em: <http://ssdi.di.fct.unl.pt/mq/Docs/MaterialApoio/Simul_EventosDiscretos_MQ0607.pdf >. Acesso em: 07 dez. 2011.

46 LARAMEE T. **Tutorial on event driven simulations of network protocols**. 1995. Disponível em: <http://www.winslam.com/laramee/sim>. Acesso em: 30 ago. 2011.

47 TANENBAUM A. S. **Redes de computadores.** 4th ed.Amsterdam: Campus, 2004.