Universidade Federal da Bahia – UFBA

Laboratório Nacional de Computação Científica – LNCC/MCT

Universidade do Estado da Bahia – UNEB

Universidade Estadual de Feira de Santana – UEFS

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Bahia – IFBA

FIEB/SENAI/CIMATEC

Faculdade de Educação – FACED – UFBA – Sede

Instituto de Humanidades, Artes e Ciências – IHAC – UFBA – Co-promotor

Um Modelo Evolutivo para Simulação de Redes de Afinidade

Roberto Luiz Souza Monteiro

Salvador

2012

UFBA\LNCC\UNEB\UEFS\IFBA\SENAI CIMATEC\FACED\IHAC

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM DIFUSÃO DO CONHECIMENTO

Doutorado em Difusão do Conhecimento

Tese de doutorado

Um Modelo Evolutivo para Simulação de Redes de Afinidade

Apresentada por: Roberto Luiz Souza Monteiro

Orientador: Hernane Borges de Barros Pereira

Co-orientador: Marcelo Albano Moret Simões Gonçalves

Junho de 2012

Roberto Luiz Souza Monteiro

Um Modelo Evolutivo para Simulação de Redes de Afinidade

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Difusão do Conhecimento, Curso de Doutorado em Difusão do Conhecimento da UFBA\LNCC\UNEB\UEFS\IFBA\SENAI CIMATEC\FACED\IHAC, como requisito parcial para a obtenção do título de **Doutor em Difusão do Conhecimento**.

Área de conhecimento: Multidisciplinar

Orientador: Hernane Borges de Barros Pereira
Universidade Estadual de Feira de Santana

Co-orientador: Marcelo Albano Moret Simões Gonçalves
SENAI CIMATEC

Salvador

UFBA\LNCC\UNEB\UEFS\IFBA\SENAI CIMATEC\FACED\IHAC

2012

Ficha catalográfica elaborada por Rosemeire do C. Santos (CRB: 5/1380)

M772
Monteiro, Roberto Luiz Souza.
Um modelo evolutivo para simulação de redes de afinidade / Roberto Luiz Souza Monteiro. -- 2012.
150f.: il; 30 cm.

Tese (Doutorado em Difusão do Conhecimento) – Universidade Federal da Bahia. Faculdade de Educação. Salvador, 2012.

Orientação de: Prof. Hernane Borges de Barros Pereira.
Orientação de: Prof. Marcelo A. Moret Simões Gonçalves.

1. Arranjos produtivos locais. 2. Redes sociais. 3. Ambientes virtuais compartilhados. 4. Redes complexas. 5. Redes cooperativas. I. Universidade Federal da Bahia. II. Pereira, Hernane Borges de Barros, orient. III. Gonçalves, Marcelo A. Moret Simões, orient. IV. Título.

CDD: 003.3

UFBA\LNCC\UNEB\UEFS\IFBA\SENAI CIMATEC\FACED\IHAC

Programa de Pós-graduação em Difusão do Conhecimento

Doutorado em Difusão do Conhecimento

A Banca Examinadora, constituída pelos professores abaixo listados, leram e recomendam a aprovação da Tese de doutorado, intitulada "Um Modelo Evolutivo para Simulação de Redes de Afinidade", apresentada no dia 20 de junho de 2012, como requisito parcial para a obtenção do título de **Doutor em Difusão do Conhecimento**.

Orientador:

Prof. Dr. Hernane Borges de Barros Pereira
Universidade Estadual de Feira de Santana

Co-orientador:

Prof. Dr. Marcelo Albano Moret Simões Gonçalves
SENAI CIMATEC

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. Frede de Oliveira Carvalho
Universidade Federal de Alagoas

Membro interno da Banca:

Prof. Dr. José Garcia Vivas Miranda
Universidade Federal da Bahia

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. Marcus Alban
Universidade Federal da Bahia

Membro externo da Banca:

Prof. Dr. Paulo César Machado de Abreu Farias
Universidade Federal da Bahia

Dedico este trabalho a meu filho Pedro Henrique minha sempre constante alegria
e à minha esposa Tereza Kelly, minha luz e inspiração.

Agradecimentos

Dedico meus sinceros agradecimentos para:

– O Cósmico, sem o qual nada seria possível;

– os professores doutores Hernane Borges de Barros Pereira e Marcelo A. Moret, pela orientação e incentivo;

– a minha esposa Tereza Kelly Gomes Carneiro, pelo amor, carinho, compreensão, tolerância e colaboração durante todo este trabalho;

– ao meu grande amigo José Roberto de Araújo Fontoura pelas sugestões e apoio durante todo este trabalho;

– a Inácio Fadigas pelo suporte sempre que a matemática me venceu;

– aos meus pais que sempre apoiaram meus estudos;

– todos os colegas do Doutorado Multi-institucional e Multidisciplinar em Difusão do Conhecimento.

Resumo

Neste trabalho realizamos uma análise da estrutura topológica de arranjos produtivos locais(APLs), com a finalidade de facilitar a difusão do conhecimento e, como consequência, aumentar a competitividades das empresas componentes do APL. Para tanto, foram: (i) levantados dados a respeito das relações existentes entre empresas do APL estudado, (ii) estabelecidas as características das topologias das redes sociais constituídas e (iii) realizadas a modelagem e a implementação de uma solução computacional que permite visualizar e prever a evolução de tais redes com o passar do tempo, indicando os processos de cooperação e colaboração, incluindo aqueles em que há difusão do conhecimento, que ocorrerão, caso as interações entre os atores ocorra em conformidade com a simulação. Uma das principais contribuições desta pesquisa foi o desenvolvimento de um modelo de redes de afinidade, que se aplica não somente às redes estudadas, mas também a qualquer rede onde as interações entre os atores se dê de acordo com as semelhanças existentes entre eles. Este modelo pode auxiliar a definição de estratégias político-econômicas, uma vez que permite identificar os pontos de fragilidade na rede existente, indicando caminhos que, se seguidos, levarão ao estabelecimento de relações entre os membros do arranjo mais robustas de modo a favorecer a difusão do conhecimento, auxiliando assim, o desenvolvimento sócio-econômico da região onde este APL está situado. Além da aplicação à simulação da evolução de redes de cooperação e colaboração de arranjos produtivos locais, o modelo desenvolvido também permite a simulação da evolução de redes de aminoácidos de proteínas e ecossistemas.

Palavras-chave: arranjo produtivo local; redes sociais; redes complexas.

Abstract

In this work we performed an analysis of the topological structure of a local productive arrangement (LPA), in order to facilitate the knowledge diffusion and, consequently, increases the competitiveness of the LPA component companies. For this we: (i) collected data regarding the relationship between the studied cluster's firms, (ii) set out the characteristics of the topologies of the formed social networks and (iii) performed the modeling and implementation of a computational solution that allows view and predict the evolution of such networks over time, indicating the cooperation and collaboration processes, including those where there is knowledge diffusion, which occur if the interactions among actors take place in accordance with the simulation. A major contribution of this research was to develop a model for affinity networks, which is not only applicable to the studied networks, but also any network where the interactions between the actors give according to the similarities between them. This model can help define political and economic strategies, that allows to identify points of weakness in the existing network, showing the way that, if followed, will lead to the establishment of more robust relations between the members of the arrangement, in order to encourage dissemination of knowledge, thus helping the development of the socio-economic region where these clusters are located. In addition to the indicated application, the simulation of the evolution of the cooperation and collaboration networks of local productive arrangements, the model developed, also allows the simulation of the evolution of amino acid chains of proteins and ecosystems.

Keywords: local productive arrangements, social networks, complex networks.

Sumário

1 Introdução **1**

1.1 Formulação do problema 1

1.2 Objetivos 2

1.3 Justificativa 2

1.4 Hipóteses 3

1.5 Metodologia 3

2 Revisão da Literatura **7**

2.1 Grafos 7

2.1.1 Definição de grafo 8

2.1.2 Matriz de adjacência 9

2.1.3 Distâncias geodésicas 10

2.2 Redes complexas 11

2.2.1 Tipos de redes 12

2.2.2 Transitividade 12

2.2.3 Topologias de rede 13

2.2.3.1 Redes aleatórias 13

2.2.3.2 Redes livres de escala 13

2.2.3.3 Redes de mundo pequeno 15

2.2.4 Métricas para análise de redes complexas 17

2.2.4.1 Densidade 17

2.2.4.2 Coeficiente de aglomeração 19

2.2.4.3 Caminho mínimo médio 20

2.2.4.4 Grau médio 21

2.2.4.5 Distribuição de graus 22

2.2.4.6 Centralidade 22

2.2.4.7 Eficiência 24

2.3 Algoritmos 25

2.3.1 Caminho mínimo 26

2.3.2 Centralidade de intermediação 28

2.3.3 Algoritmos evolutivos 30
2.4 Arranjos produtivos locais 32
2.5 Jogos não-cooperativos 33

3 Modelagem Computacional 35
3.1 Procedimentos metodológicos 36
3.1.1 Aquisição de dados 37
3.1.2 Determinação do domínio de validade da eficiência 38
3.1.2.1 Determinação da probabilidade de reconexão de arestas para criação de redes artificiais de mundo pequeno 40
3.1.2.2 Determinação do domínio de validade da eficiência 40
3.1.3 Análise da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL 42
3.1.4 Reconstrução e análise da rede neural do C. elegans 43
3.2 Análise da rede neural do C. elegans 46
3.2.1 Simulação de ataques 49
3.2.1.1 Remoção aleatória de arestas 49
3.2.1.2 Remoção dos hubs 51
3.3 Análise das redes de cooperação e colaboração do APL 53
3.4 Análise do domínio de validade da eficiência 55
3.5 Análise da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL 58
3.6 Modelos propostos 59
3.6.1 Modelo Affinity 61
3.6.2 Modelo Centrality 64
3.6.3 Modelo Elite 66

4 Resultados das Simulações 69
4.1 Procedimentos metodológicos 69
4.1.1 Análise da rede de cooperação e colaboração do APL 70
4.1.2 Simulações 71
4.2 Análise da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL 73
4.2.1 Simulação de ataques 75
4.2.1.1 Remoção aleatória de arestas 75
4.2.1.2 Remoção dos hubs 77

4.3 Análise da rede evolutiva do APL considerando 33% de afinidade e 0,1% de mutação . . . 79
4.3.1 Simulação de ataques . . . 80
4.3.1.1 Remoção aleatória de arestas . . . 80
4.3.1.2 Remoção dos hubs . . . 82
4.3.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados . . . 82
4.3.3 Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 84
4.3.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 85
4.4 Análise da rede evolutiva do APL considerando 33% de afinidade e 1% de mutação . . . 87
4.5 Análise da rede evolutiva do APL considerando 46% de afinidade e 0,1% de mutação . . . 89
4.5.1 Simulação de ataques . . . 91
4.5.1.1 Remoção aleatória de arestas . . . 91
4.5.1.2 Remoção dos hubs . . . 93
4.5.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados . . . 93
4.5.3 Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 95
4.5.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 96
4.6 Análise da rede evolutiva do APL considerando 49% de afinidade e 0,1% de mutação . . . 98
4.6.1 Simulação de ataques . . . 99
4.6.1.1 Remoção aleatória de arestas . . . 99
4.6.1.2 Remoção dos hubs . . . 101
4.6.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados . . . 101
4.6.3 Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 103

4.6.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 104

4.7 Análise da rede evolutiva do APL considerando 64% de afinidade e 0,1% de mutação . . . 106

4.7.1 Simulação de ataques . . . 108

4.7.1.1 Remoção aleatória de arestas . . . 108

4.7.1.2 Remoção dos hubs . . . 110

4.7.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados . . . 110

4.7.3 Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 112

4.7.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes . . . 113

4.8 Análise da simulação da evolução da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL . . . 115

5 Conclusões e Observações 116

5.1 Considerações sobre os resultados . . . 116

5.2 Conclusões . . . 118

5.3 Contribuições . . . 120

5.3.1 Definição do domínio de validade da eficiência como parâmetro para determinação da topologia de uma rede . . . 120

5.3.2 Ferramentas para análise de redes sociais e complexas . . . 122

5.3.3 Reconstrução da rede neural do C. elegans . . . 124

5.4 Propostas para trabalhos futuros . . . 124

A Questionários 125

A.1 Questionário aplicado às empresas do APL de Turismo da Costa dos Corais/AL . . . 125

A.1.1 Questões gerais . . . 125

A.1.2 Questões referentes à experiência da empresa . . . 126

A.1.3 Questões referentes às redes sociais formadas pelas empresas membros do APL . . . 131

A.1.3.1 Questões referentes ao núcleo central (empresas especializadas nas atividades principais do APL). . . . 131

A.1.3.2 Questões referentes à segunda camada (empresas que fornecem componentes e serviços para o APL) e terceira camada (empresas de educação, comunicação, transporte, bancos, seguradoras, órgãos públicos etc que prestam serviços para o APL). 132

A.1.4 Secretarias 132

B Algoritmos **135**

B.1 Algoritmo evolutivo baseado em afinidade 136

B.2 Algoritmo para cálculo da densidade 137

B.3 Algoritmo para cálculo dos graus dos vértices 137

B.4 Algoritmo para cálculo da distribuição de graus 138

B.5 Algoritmo para cálculo do grau médio 139

B.6 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração 140

B.7 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração médio 141

B.8 Algoritmo para multiplicação booleana de matrizes 141

B.9 Algoritmo para encontrar os caminhos mínimos em um grafo 142

B.10 Algoritmo para cálculo do caminho mínimo médio 143

B.11 Algoritmo para cálculo do diâmetro de um grafo 143

B.12 Algoritmo para cálculo das eficiências dos vértices de um grafo 144

B.13 Algoritmo para cálculo da eficiência global de um grafo 144

B.14 Algoritmo para cálculo das eficiências dos subgrafos de um grafo 145

B.15 Algoritmo para cálculo da eficiência local de um grafo 146

Referências **147**

Lista de Tabelas

3.1 Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 46

3.2 Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans, após a remoção aleatória de arestas 49

3.3 Estudo da variação dos parâmetros da rede neural do C. elegans, após a remoção aleatória de arestas 49

3.4 Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans, após a remoção dos hubs 51

3.5 Estudo da variação dos parâmetros da rede neural do C. elegans, após a remoção dos hubs 51

3.6 Comparação dos parâmetros das redes de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL. 54

3.7 Codificação dos cromossomos de cinco indivíduos hipotéticos. 60

4.1 Combinação dos parâmetros *percentual de afinidade*, *probabilidade de ocorrência de mutações* e número de gerações, para realização das simulações. . 69

4.2 Número de redes utilizadas nos 5 grupos de simulações realizadas nesta pesquisa. 71

4.3 Comparação dos parâmetros da rede de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL 74

4.4 Comparação dos parâmetros da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas . 75

4.5 Estudo da variação dos parâmetros da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 75

4.6 Comparação dos parâmetros da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção dos hubs 77

4.7 Estudo da variação dos parâmetros da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção dos hubs . . 77

4.8 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. 79

4.9 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 80

4.10 Estudo da variação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 80

4.11 Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 84

4.12 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. 89

4.13 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 91

4.14 Estudo da variação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 91

4.15 Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 95

4.16 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. 98

4.17 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 99

4.18 Estudo da variação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 99

4.19 Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 103

4.20 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. 106

4.21 Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 108

4.22 Estudo da variação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas 108

4.23 Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 112

4.24 Comparação dos parâmetros da rede original do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede neural do C. elegans. 115

4.25 Comparação dos parâmetros da rede simulada do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede neural do C. elegans, considerando 46% de afinidade entre os atores e 0,1% de mutação, utilizando o modelo Elite, após 500 gerações. 115

4.26 Comparação dos parâmetros da rede original do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede simulada, após as simulações 115

Lista de Figuras

1.1 Mapa conceitual desta tese. Fonte: Autor. 5

1.2 Principais autores estudados nesta tese. Fonte: Autor. 6

2.1 O problema das pontes de Königsberg 7

2.2 Exemplos de grafos 8

2.3 Um grafo com cinco vértices e cinco arestas 9

2.4 Coeficiente de aglomeração de uma rede com 5 vértices e 1 triângulo 20

2.5 Caminho mínimo médio 20

2.6 Grau médio de uma rede 21

2.7 Distribuição de graus de uma rede 22

2.8 Centralidades de proximidade e intermediação 23

2.9 Cálculo das eficiências global $E(G)$ e local E_{loc} 25

2.10 Processo de crossover entre dois indivíduos. 31

3.1 Modelo de ciclo de vida Quase-Espiral 36

3.2 Estudo da distribuição de graus da rede neural do C. elegans 47

3.3 Comparação da eficiência da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 48

3.4 Estudo da eficiência da rede neural do C. elegans, após a remoção aleatória de arestas 50

3.5 Estudo das eficiências da rede neural do C. elegans, após a remoção dos hubs 52

3.6 Variação das eficiências global e local de acordo com a variação da densidade, para o estudo do domínio de validade da eficiência 56

3.7 Variação das eficiências global e local de acordo com o percentual de remoção de arestas, para o estudo do domínio de validade da eficiência 57

3.8 Distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL da Costa dos Corais/AL 58

3.9 Exemplo de simulação utilizando o modelo *Affinity* 63

3.10 Exemplo de simulação utilizando o modelo *Centrality* 65

3.11 Exemplo de simulação utilizando o modelo *Elite* 68

4.1 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL 74

4.2 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 76

4.3 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção dos hubs 78

4.4 Comparação das eficiências das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 79

4.5 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 81

4.6 Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 83

4.7 Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 84

4.8 Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 86

4.9 Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 88

4.10 Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 90

4.11 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 92

4.12 Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 94

4.13 Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 95

4.14 Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 97

4.15 Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 98

4.16 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 100

4.17 Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 102

4.18 Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 103

4.19 Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 105

4.20 Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 107

4.21 Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas 109

4.22 Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite 111

4.23 Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 112

4.24 Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno 114

5.1 Variação das eficiências global e local de acordo com a variação da densidade, para o estudo do domínio de validade da eficiência 121

Lista de Algoritmos

1 Algoritmo para geração de grafos aleatórios 13
2 Algoritmo para geração grafos livres de escala 14
3 Algoritmo para geração de grafos com topologia mundo pequeno 16
4 Algoritmo de Roy-Floyd-Warshall 26
5 Algoritmo de Roy-Floyd-Warshall com sucessores 27
6 Algoritmo de caminhada através do caminho mínimo 28
7 Algoritmo de Brandes 29
8 Algoritmo evolutivo 30
9 Algoritmo evolutivo baseado em afinidade 136
10 Algoritmo para cálculo da densidade 137
11 Algoritmo para cálculo dos graus dos vértices 137
12 Algoritmo para cálculo da distribuição de graus 138
13 Algoritmo para cálculo do grau médio 139
14 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração 140
15 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração médio 141
16 Algoritmo para multiplicação booleana de matrizes 141
17 Algoritmo para encontrar os caminhos mínimos em um grafo 142
18 Algoritmo para cálculo do caminho mínimo médio 143
19 Algoritmo para cálculo do diâmetro de um grafo 143
20 Algoritmo para cálculo das eficiências dos vértices de um grafo 144
21 Algoritmo para cálculo da eficiência global de um grafo 144
22 Algoritmo para cálculo das eficiências dos subgrafos de um grafo 145
23 Algoritmo para cálculo da eficiência local de um grafo 146

Capítulo Um

Introdução

1.1 Formulação do problema

As empresas de diversos segmentos têm como uma das referencias em administração e consultoria no Brasil o Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE) e esse tem desenvolvido diversas tecnologias e conceitos, dentre eles o de *Arranjo Produtivo Local (APL)*, que é definido como "aglomerações de empresas localizadas em um mesmo território, que apresentam especialização produtiva e mantém algum vínculo de articulação, interação, cooperação e aprendizagem entre si e com outros atores tais como governo, associações empresariais, instituições de crédito, ensino e pesquisa" (SEBRAE, 2005). Por outro lado Mattos (2007), afirma que os (*APLs*), representam papel fundamental para o desenvolvimento regional, levando à geração de empregos e elevação da renda local. Assim, garantir a sobrevivência das organizações componentes do APL é fundamental. Mattos (2007) verificou a importância de tais arranjos, ao estudar o arranjo produtivo de flores na cidade de Maracás, Bahia. Em seu estudo, a autora verificou que a evolução daquele APL levou a cidade a um grande desenvolvimento, em apenas sete anos. De fato, os APLs representam também, um importante papel na difusão do conhecimento. Segundo Pereira, Freitas e Sampaio (2007) "na economia baseada no conhecimento e no aprendizado, há a necessidade de os atores, que participam de arranjos produtivos locais (APLs), articularem-se, interagirem e cooperarem entre si, como uma forma de garantir a sobrevivência bem como promover a inovação e a competitividade". Partindo deste princípio, Pereira, Freitas e Sampaio (2007) estudaram as características do APL de confecções de Salvador, Bahia, Brasil, utilizando os recursos da análise de redes sociais. A partir de dados coletados através de questionários os autores traçaram as topologias das redes sociais constituídas pelos fluxos de informação e conhecimento, o que os levou a perceber que a característica reticular de tais arranjos, embora facilite a difusão do conhecimento, também introduz fragilidades no sistema. De fato, observou-se que a remoção de algumas poucas entidades da rede a tornaria desconexa, fazendo com que outros elementos participantes do APL deixassem de se relacionar.

Mas como garantir que as empresas, membros do APL, favoreçam a sobrevivência das demais, contribuindo para o aumento de sua competitividade, em relação aos (grupos) concorrentes? É possível responder a esta questão sob vários aspectos. Por exemplo, do ponto de vista estratégico a criação, organização, gestão e difusão do conhecimento são processos que permitem melhorar as práticas organizacionais em prol da competitividade. Por outro lado, do ponto de vista operacional modelos computacionais favorecem a realização de análises em torno da evolução dos APLs modelados. Neste sentido, o estudo

das características topológicas de tais arranjos pode levar a previsões interessantes sobre quais das empresas que os compõem apresentam características de centralidade (i.e. possuem maior prestígio ou maior importância como intermediárias nas trocas de informação) de modo a favorecer a formação de alianças que promovam uma melhora nas interações e troca de conhecimentos entre os demais membros do APL, reduzindo a centralidade, quer dizer, melhor distribuindo o papel dos autores como intermediários nas trocas de informação e tornando a rede mais conexa.

Esta pesquisa estudou as características topológicas dos arranjos produtivos locais, a partir dos recursos fornecidos pela Análise de Redes Sociais, e formulou um modelo computacional que permite sugerir cenários da evolução de tais redes, destacando seus pontos fracos e favorecendo à melhora nas interações e trocas de informação e conhecimento entre os membros do APL.

1.2 Objetivos

Este trabalho teve por objetivo elaborar um modelo computacional que permite sugerir cenários da evolução da topologia de uma rede, com base nos fatores que levam os seus atores se relacionarem. Especificamente: (i) foram analisadas as características das redes de cooperação e colaboração formadas pelas empresas de um *arranjo produtivo local*, de modo a estabelecer um modelo computacional que permitisse sugerir cenários para a evolução do APL, a fim de promover a difusão de conhecimento entre seus membros e aumentar a sua competitividade; (ii) foi definida uma metodologia para análise topológica de redes, a partir de duas eficiências global e local; (iii) realizou-se a reconstrução da rede neural do C. elegans, para que esta servisse como instrumento de comparação, para validação de nossos experimentos; (iv) foram implementados algoritmos específicos para cálculo das propriedades de redes complexas, de modo a uniformizar os resultados da pesquisa.

1.3 Justificativa

Os Arranjos Produtivos Locais representam um papel fundamental para o crescimento econômico e social de uma região (MATTOS, 2007), entretanto a estrutura reticular, constituída pelas redes de cooperação e colaboração, de tais arranjos, por outro lado, favorece o surgimento de fragilidades nas interações entre seus componentes, quando aumenta o grau de centralidade em torno de um de seus elementos, atribuindo-lhe maior prestígio ou importância, devido ao seu papel como intermediário nos processos de troca de informações ou conhecimentos entre as empresas.

Assim, estudar as características das redes formadas pelos APLs é fundamental para promover a sobrevivência de seus membros, garantindo a continuidade do fluxo de informações e trocas de conhecimento.

A elaboração de um modelo computacional representativo de tais redes ajudará a prever possíveis falhas nas estruturas dos APLs, aumentando sua robustez e eficácia, favorecendo seu desenvolvimento e promovendo o crescimento econômico, social e cultural das regiões afetadas.

Neste contexto, justificou-se este trabalho, dada a necessidade de implementação de uma solução computacional que permita a previsão das contingências apontadas acima, assim como apresentar cenários de possíveis soluções.

1.4 Hipóteses

Considerando-se um APL como um tipo de rede social, pode-se levantar várias questões: Quais fatores contribuiriam para o estabelecimento de relações de cooperação e colaboração entre as empresas de um arranjo produtivo local? Quais as características topológicas das redes de cooperação e colaboração formadas pelas empresas de um APL? A topologia de tais redes seria estável, ou sofreria variações no processo natural de evolução do arranjo?

Para fundamentar uma discussão sobre estas questões, partimos das seguintes hipóteses:

1. as redes constituídas por APLs evoluem segundo um padrão previsível;
2. arranjos produtivos locais constituem redes sociais que ao amadurecerem tornam-se redes do tipo *mundo pequeno*.

1.5 Metodologia

O universo desta pesquisa constituiu-se de dados coletados a partir de questionários aplicados a 96 empresas identificadas com base em três cadastros: do SEBRAE, gestor do Programa APL Costa dos Corais, da Associação do Trade Turístico de Maragogi e Japaratinga (AMAJAH) e do Ministério do Trabalho, assim como dados obtidos a partir de simulações geradas com base nos dados reais coletados inicialmente.

Estas empresas foram visitadas no período de 28 de julho de 2010 a 20 de agosto de 2010, e para a realização da análise da rede social do APL foram estruturados 5 grupos de atores (empresas): hotéis e pousadas; bares e restaurantes; agências de viagem; locadoras de veículos e receptivo turísticos. Junto a estes foram investigadas as relações estabelecidas, o nível de cooperação existente e a dinâmica de difusão das informações nestas redes (cooperação de aprendizagem, cooperação de compra, cooperação de defesa de interesses, cooperação de informação, cooperação de produção e cooperação de promoção).

Inicialmente foram estudadas as relações estabelecidas entre as empresas, o nível de cooperação existente e a dinâmica de difusão das informações nestas redes, de forma a identificar a sua topologia e com isso realizar um diagnóstico de sua estrutura e processo evolutivo.

Com base nessa análise, percebeu-se que as relações estabelecidas se davam devido à existência de afinidade entre as empresas. Esses atributos de afinidade foram mapeados e utilizados para construção de um modelo computacional, baseado em afinidade, representativo das redes de cooperação e colaboração de um APL.

A partir da tabulação dos dados obtidos na fase de coleta de dados, discutida anteriormente, foram calculados [1] os parâmetros das redes sociais observadas no APL (MONTEIRO et al., 2009).

Analisando os resultados obtidos percebeu-se que as redes do APL, quando consideradas como redes sociais, apresentam características que as assemelham a outras redes sociais já estudadas e discutidas na literatura. Com base neste fato, criou-se um novo modelo evolutivo baseado em afinidade para representar as relações de cooperação e colaboração existentes neste tipo de rede. Posteriormente este modelo foi expandido de modo a permitir a simulação de outros tipos de redes sociais e complexas, onde o principal fator para o estabelecimento de relações seja a afinidade. O modelo proposto foi implementado, na forma de um algoritmo e constitui uma das ferramentas disponíveis no software SCNTOOLS.

[1] utilizando um conjunto de programas desenvolvidos especialmente para este estudo e registrados no INPI sob o nome SCNTOOLS (Social and Complex Network Analysis Tools)

A pesquisa realizada é descrita neste documento nos próximos 4 capítulos. No Capítulo 2 apresentamos uma revisão da literatura que serviu de base para o desenvolvimento deste trabalho e norteou as conclusões a que chegamos sobre as características das estruturas topológicas dos arranjos produtivos locais e do modelo representativo de tais arranjos. No Capítulo 3 explicamos, em detalhes, o modelo computacional desenvolvido com base nos fatos encontrados. No Capítulo 4 apresentamos os resultados das simulações realizadas utilizando o modelo proposto. Por fim concluímos este trabalho com um capítulo intitulado Conclusões e Observações, onde apresentamos nossas conclusões sobre os resultados obtidos, assim como nossas contribuições, a partir da pesquisa realizada e também nossas propostas para futuros trabalhos.

As Figuras 1.1 e 1.2 apresentam, respectivamente, o mapa conceitual desta pesquisa doutoral, destacando a inter-relação entre os conceitos estudados e desenvolvidos, e os principais autores pesquisados, segundo a sua contribuição para este trabalho.

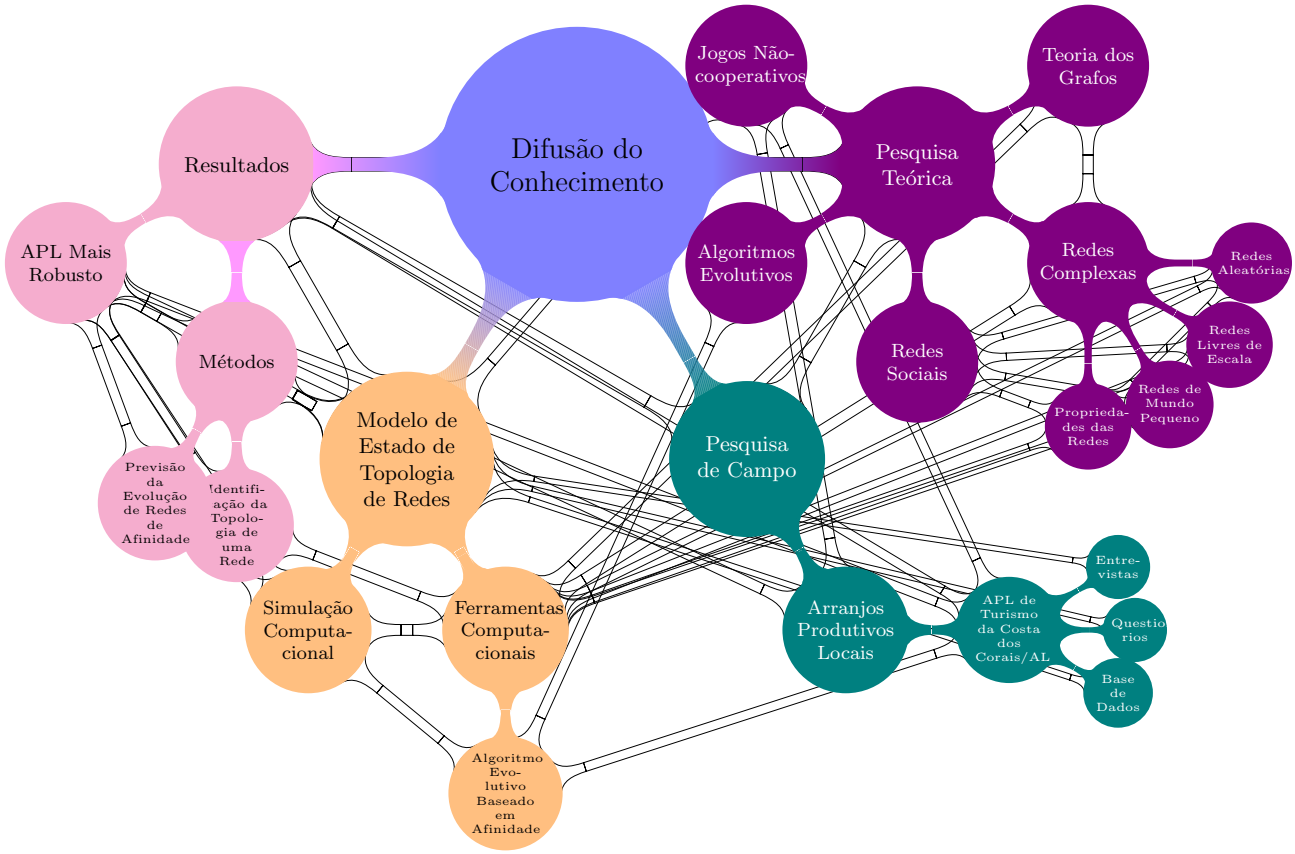


Figura 1.1: Mapa conceitual desta tese. Fonte: Autor.

Figura 1.2: Principais autores estudados nesta tese. Fonte: Autor.

Capítulo Dois

Revisão da Literatura

Neste capítulo serão apresentados os fundamentos teóricos que nortearam esta pesquisa. Inicialmente, dissertaremos sobre a teoria dos grafos, a base matemática da Análise de Redes Sociais (ARS), metodologia utilizada para realização deste trabalho. Em seguida falaremos sobre redes complexas, tipos de redes, propriedades, topologias e métricas utilizadas para a análise de redes. Dando continuidade, trataremos dos algoritmos mais difundidos para cálculo de caminhos mínimos, centralidade de intermediação e algoritmos evolutivos, ferramentas utilizadas no desenvolvimento da solução computacional do problema central desta pesquisa, apresentada no capítulo seguinte, assim como suas complexidades algorítmicas. Por fim, faremos uma introdução aos arranjos produtivos locais, objeto desta pesquisa doutoral.

2.1 Grafos

A teoria dos grafos teve início com a solução proposta por Leonhard Euler (1707-1783) para um quebra-cabeças popular na cidade de Königsberg, atualmente Kaliningrad, Rússia. Königsberg é cortada pelo rio Prególia, onde existem duas grandes ilhas. Estas, formam um complexo que na época continha sete pontes. A Figura 2.1 representa a topografia do trecho do rio onde se encontravam as aquelas pontes, na época de Euler. O problema consistia em determinar se seria possível cruzar todas as sete pontes em uma única jornada, sem passar mais de uma vez por cada uma delas. Euler provou que isso era impossível. Para tanto, ele criou os fundamentos do que hoje se conhece como a *teoria dos grafos* (EULER, 1741).

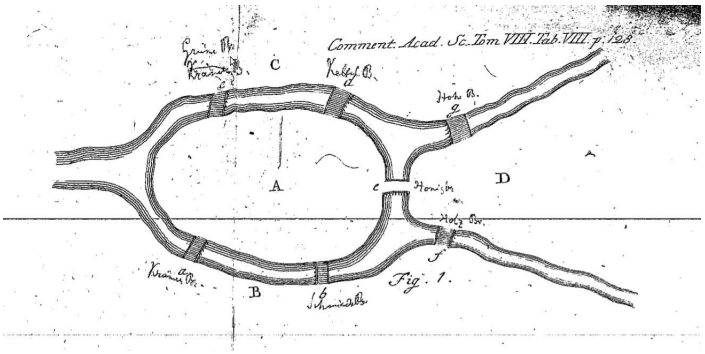
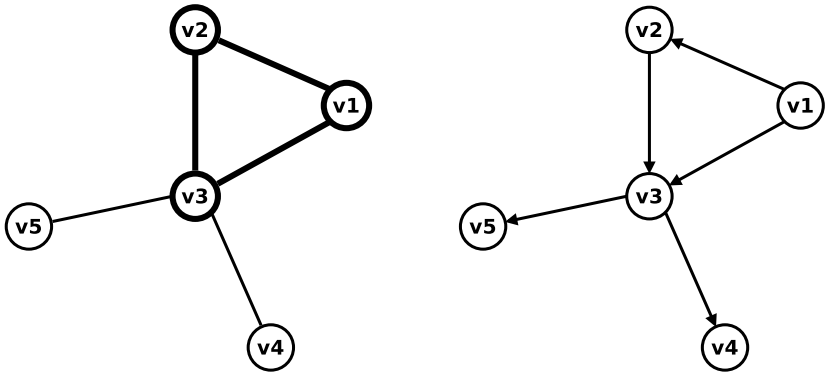


Figura 2.1: O problema das pontes de Königsberg. Fonte: (EULER, 1741).

2.1.1 Definição de grafo

Um grafo $G = (V, E)$ é um par ordenado de conjuntos finitos V e E. Onde, os elementos do conjunto V são chamados vértices e os elementos do conjunto E são chamados *arestas* ou *arcos*. Quando uma aresta $e = (u, v) = (v, u) \in E$ diz-se que o grafo G é não dirigido. Caso contrário, o grafo é dito dirigido. Quando o grafo é dirigido, E representa o conjunto de arcos do grafo, enquanto, quando o grafo é não-dirigido, E representa o conjunto de arestas de G. (JOYNER; NGUYEN; COHEN, 2011)

As Figuras 2.2(a) e 2.2(b) representam, respectivamente, um grafo não dirigido e um grafo dirigido. Os subconjuntos $V = (v1, v2, v3, v4, v5)$ e $E = (\overrightarrow{v1v2}, \overrightarrow{v1v3}, \overrightarrow{v2v3}, \overrightarrow{v3v4}, \overrightarrow{v3v5})$, representam, respectivamente, os vértices e os arcos do grafo da Figura 2.2(b) (JOYNER; NGUYEN; COHEN, 2011). Dizemos H é um subgrafo de G, se e somente se, $H \subseteq G$, $V(H) \subseteq V(G)$, $E(H) \subseteq E(G)$ *e* $H \neq G$ (BONDY; MURTY, 1976). O conjunto $H = (\{v1, v2, v3\}, \{\overrightarrow{v1v2}, \overrightarrow{v1v3}, \overrightarrow{v2v3}\})$, em destaque na Figura 2.2(a), representa um subgrafo de G.



(a) Exemplo de grafo não dirigido. (b) Exemplo de grafo dirigido.

Figura 2.2: Exemplos de grafos. Fonte: Autor.

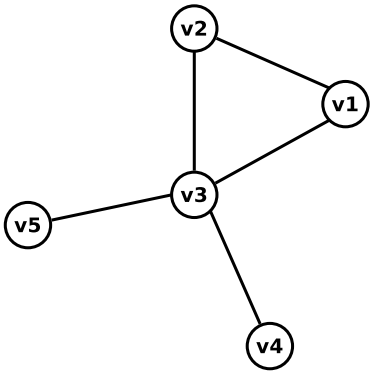
Neste trabalho, as redes, sejam elas reais ou artificiais, foram representadas utilizando esta definição de grafo, e computacionalmente armazenadas e processadas como matrizes de adjacência, apresentadas na sessão a seguir.

2.1.2 Matriz de adjacência

Podemos representar um grafo utilizando uma matriz de adjacência. Seja G um grafo não-dirigido, com vértices $V = (v1, v2, v3, ...)$ e arestas $E = (e1, e2, e3, ...)$. A matriz de adjacência $A_{n \times n} = [a_{ij}]$ de G é definida como

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } v_i, v_j \in E, \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

Como G é um grafo não-dirigido, a matriz A é simétrica e a matriz transposta $A^T = A$. (JOYNER; NGUYEN; COHEN, 2011) A Figura 2.3(a) representa a matriz de adjacência do grafo apresentado na Figura 2.3(b).



(a) Exemplo de grafo não dirigido com 5 vértices e 5 arestas.

	v1	v2	v3	v4	v5
v1	0	1	1	0	0
v2	1	0	1	0	0
v3	1	1	0	1	1
v4	0	0	1	0	0
v5	0	0	1	0	0

(b) Matriz de adjacência para a grafo apresentada na Figura 2.3(a).

Figura 2.3: Um grafo com cinco vértices e cinco arestas. Fonte: Autor.

Matrizes de adjacência representam uma forma conveniente para solução computacional de problemas envolvendo grafos, pois problemas aparentemente complexos podem ser resolvidos de forma eficiente utilizando elementos da álgebra linear. Por exemplo, podemos descobrir o número de caminhos mínimos médios de comprimento 2, entre dois vértices de um grafo, efetuando-se a potência de 2 da matriz de adjacência do grafo em estudo. As células da matriz resultante conterão os números de caminhos mínimos médios, de comprimento 2, entre os pares de vértice do grafo. O mesmo raciocínio é valido para descobrir o número de caminhos mínimos médios de comprimento 3, 4 etc.

Todos os algoritmos desenvolvidos para este estudo armazenaram e processaram as redes em análise, na forma de matrizes de adjacência.

2.1.3 Distâncias geodésicas

Um problema comum, na análise de grafos é a determinação das distâncias entre os vértices de um grafo. Uma forma de se resolver este problema é através do fechamento transitivo. (TENEMBAUM, 1995)

Conside as matrizes de adjacência $A_{n\times n} = [a_{ik}]$ e $B_{n\times n} = [b_{kj}]$. Define-se produto booleano, $A \otimes B$ como

$$C_{ij} = \bigvee_{1\leq k\leq n} (a_{ik} \wedge b_{kj}), \tag{2.1}$$

onde $\bigvee_{1\leq k\leq n}$ indica a operação lógica *ou* repetida sucessivas vezes, com os valores de k variando de 1 até n, com n correspondendo ao número de vértices do grafo.

A matriz

$$P_{n\times n} = [p_{ij}] = \bigwedge_{1\leq n} (a_{ik} \otimes a_{kj}), \tag{2.2}$$

onde $\bigwedge_{1\leq n}$ indica a operação lógica *e* repetida sucessivas vezes, com os valores de i, j e k, variando de 1 até n, é chamada fechamento transitivo de A e indica se há um caminho mínimo (distância geodésica) de comprimento n entre os vértices i e j. Sendo que

$$p_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se há um caminho mínimo de comprimento n entre i e j,} \\ 0 & \text{caso contrário.} \end{cases}$$

O algoritmo 16, apresentado no apêndice B, apresenta uma implementação comum para o produto booleano de matrizes. Este método, embora seja de fácil implementação, não é eficiente quando se trabalha com grafos grandes, para tanto utiliza-se o algoritmo de Roy-Floyd-Warshall apresentado na Seção 2.3 deste capítulo. Para este trabalho, contudo, devido aos recursos, para álgebra matricial, apresentados pela linguagem de programação GuaráScript, utilizada para construção dos programas que desenvolvemos, optamos por utilizar o método do produto booleano de matrizes, e aplicamos o algoritmo de Roy-Floyd-Warshall somente para validação dos resultados obtidos.

O produto booleano de matrizes nos permite descobrir se há um caminho mínimo

de comprimento n entre dois vértices de um grafo. Para sabermos quantos caminhos de comprimento n existem entre dois vértices quaisquer de um grafo A, calcula-se a n-ésima potência de A, a saber, A^n.

O cálculo das distâncias geodésicas tem diversas aplicações na análise de redes complexas. Isoladamente, esta propriedade permite determinar o quão próximos estão os atores na rede. Por outro lado, esta propriedade é fundamental para o cálculo de outros atributos de rede, tais como, centralidade de proximidade e intermediação, assim como as eficiências global e local.

2.2 Redes complexas

Segundo Barabási e Albert (2002), as redes complexas descrevem um grande número de sistemas presentes na natureza e na sociedade. Alguns exemplos são: os sistemas celulares; as redes formadas por reações químicas, tais como as redes neurais; as redes de roteadores e computadores, conectados à Internet; as redes de transmissão de energia elétrica e as redes de amizades, como as presentes no Orkut e Facebook. Estas estruturas podem ser analisadas sob diferentes pontos de vista e essa variedade de possibilidades de análise, leva a um igualmente vasto número de possíveis resultados. O estudo das redes complexas remonta a 1736, com a proposta de Euler ao problema das pontes de Konigsberg e o surgimento da teoria dos grafos. Este estudo ficou mais ou menos parado até 1930, quando Moreno propõe uma sociometria para as redes sociais. Em 1960 Erdös e Rényi apresentam seu modelo de grafos aleatórios e Milgram (1967) demonstra quão pequeno é o mundo através de seu estudo sobre *small-worlds*. Este modelo foi mais tarde, em 1998, formalizado por Watts e Strogatz (1998). Em 1999 Barabási e Albert formalizaram o modelo para redes livres de escala e, a partir do início dos anos 2000, o estudo das redes complexas alcançou praticamente todos os campos da ciência, indo, por exemplo, das áreas sociais às ciências exatas e biológicas.

Nesta pesquisa de doutorado, utilizaremos diversas expressões e medidas aplicáveis à análise de redes sociais e complexas. Newman (2003) destaca os seguintes termos como os mais utilizados em análise de redes:

- *vértice* - unidade fundamental de uma rede (também chamado de nó ou ator);
- *conexão* - uma linha que conecta dois vértices. A conexão pode ser *dirigida* ou *não-dirigida*. Uma conexão é dita dirigida quando se dá em apenas uma direção. Quando a conexão se dá em ambas as direções ela é dita não-dirigida;
- *grau* - número de conexões que partem ou chegam a um vértice. Quando o grafo

de uma rede é dirigido, existe um grau de entrada, *in-degree*, e um grau de saída, *out-degree*;

- *componente* - um componente é o conjunto de vértices que podem atingir e serem atingidos por um dado vértice. Quando o grafo é dirigido, seus vértices têm um componente de entrada, *in-component*, e um componente de saída, *out-component*;
- *caminho geodésico* - é o menor caminho entre um par de vértices de uma rede;
- *diâmetro* - é o maior caminho geodésico entre dois vértices de uma rede.

2.2.1 Tipos de redes

Segundo Newman (2003), as redes podem ser classificadas em redes sociais, redes de informação, redes de tecnologia e redes biológicas. Uma rede social é um conjunto de indivíduos ou grupos de indivíduos (tais como organizações) que apresentam algum tipo de interação ou troca de informações entre eles. De acordo com Barabasi et al. (2002), um exemplo de redes sociais são as redes de amizades. Exemplos de redes de informação são as formada pelas citações em artigos acadêmicos. Redes de tecnologia são aquelas construídas pelo homem, tais como as redes de energia elétricas, telefonia e mesmo a infra-estrutura da Internet. Exemplos de redes biológicas são as cadeias alimentares, redes neurais, as redes formadas a partir de reações metabólicas etc.

Nesta pesquisa estudamos redes sociais, biológicas e artificiais.

2.2.2 Transitividade

Segundo Newman (2003), a transitividade é a probabilidade de dois vértice vizinhos de um outro vértice em uma rede, serem também vizinhos um do outro. Assim, se um vértice A está conectado a um vértice B e o vértice B está conectado a um vértice C, existe uma probabilidade elevada de que A também esteja conectado ao vértice C, ou como diz o autor: “o amigo de meu amigo é meu amigo". Podemos medir a transitividade de uma rede através do seu coeficiente de aglomeração médio. A medida do coeficiente de aglomeração e seu significado é discutida mais adiante, na sessão sobre métricas para análise de redes complexas.

2.2.3 Topologias de rede

Podemos classificar a topologia de uma rede como aleatória, livre de escala ou mundo pequeno. Nesta pesquisa, a identificação das topologias das redes estudadas foi fundamental para que pudéssemos implementar um modelo computacional capaz de simulá-las. Nas sub-seções seguintes, apresentamos as características de cada umas destas topologias.

2.2.3.1 Redes aleatórias

O modelo de redes aleatórias foi desenvolvido por Erdös e Rényi (1959). Neste modelo, um número n de vértices é aleatoriamente conectado, segundo uma probabilidade de conexão p, de modo a se estabelecer um número M de arestas entre eles. Como resultado, obtém-se um grafo, cuja distribuição de graus tende a uma curva de Poisson quando $n \to \infty$. O número médio de conexões é dado por $< k >= p \cdot (n-1)$ e para o caso particular em que $n \gg k \cdot < k >$ tem-se $z =< k >= p \cdot n$ e $P(k) \cong \frac{z^k}{k!} \cdot e^{-z}$. A seguir, é apresentado um método, descrito por Vladimir Batagelj (autor do software Pajek) para geração de redes aleatórias (BATAGELJ; BRANDES, 2005):

Algoritmo 1 Algoritmo para geração de grafos aleatórios

Entrada: $n \leftarrow$ número de vértices do grafo, $m \leftarrow$ número de arestas, onde $0 \leq m \leq \binom{n}{2}$.
Saida: $G \leftarrow (\{0, ..., n-1\}, E) \in g(n, m)$, onde E é o conjunto de arestas do grafo.

1: {Inicializa o conjunto de arestas}
2: $E \leftarrow \emptyset$
3: **para** $i \leftarrow 0, ..., n-1$ **faca**
4: **repita**
5: *draw* $r \in \{0, ..., \binom{n}{2} - 1\}$
6: **ate** $e_r \ni E$
7: $E \leftarrow E \cup e_r$
8: **fim para**

2.2.3.2 Redes livres de escala

De acordo com Barabási e Albert (1999), redes livres de escala são aquelas onde a distribuição de graus segue uma lei de potência. Exemplos de redes livres de escala são redes de citações científicas e páginas da Internet. Realizando-se um ajuste linear na distribuição de graus deste tipo de rede observa-se que a curva exibida no gráfico $\log \times \log$, obtido a partir dos valores encontrados, ajusta-se a uma reta. Este fato é característico de fenômenos que seguem leis de potência. Redes livres de escala são resistentes a ataques aleatórios, porém são vulneráveis a ataques coordenados. Batagelj e Brandes (2005), propõem o seguinte algoritmo para construção de redes artificiais livres de escala:

Algoritmo 2 Algoritmo para geração grafos livres de escala

Entrada: $n \leftarrow$ número de vértices do grafo, $d \leftarrow$ grau mínimo, com $d \geq 1$.

Saida: Grafo livre de escala $G \leftarrow (\{0, ..., n-1\}, E) \in g(n, m)$, onde E é o conjunto de arestas do grafo.

1: {Cria o vetor auxiliar}
2: Cria o vetor M com dimensão $2 \cdot n \cdot d$
3: **para** $v \leftarrow 0, ..., n-1$ **faca**
4: **para** $i \leftarrow 0, ..., d-1$ **faca**
5: $M[2 \cdot (v \cdot d + i)] \leftarrow v$
6: *draw* $r \in \{0, ..., 2 \cdot (v \cdot d + i)\}$, com r uniformimente aleatório
7: $M[2 \cdot (v \cdot d + i) + 1] \leftarrow M[r]$
8: **fim para**
9: **fim para**
10: $E \leftarrow \emptyset$
11: **para** $i \leftarrow 0, ..., n \cdot d - 1$ **faca**
12: $E \leftarrow E \cup \{M[2 \cdot i], M[2 \cdot i + 1]\}$
13: **fim para**

2.2.3.3 Redes de mundo pequeno

De acordo com Watts e Strogatz (1998), as redes de mundo pequeno são aquelas em que há uma tendência à transitividade. Baseado neste fato, Watts (1999) propôs um método para determinar se uma rede possui topologia de mundo pequeno: compara-se o coeficiente de aglomeração médio e o caminho mínimo médio do grafo com os valores correspondentes de um grafo aleatório equivalente (mesmo número de vértices e grau médio). Caso o grafo apresente um coeficiente de aglomeração médio muito maior que o do grafo aleatório e um caminho mínimo médio muito menor considera-se que o grafo apresenta uma topologia de mundo pequeno. Contudo, este método exige que a rede seja esparsa e conectada, não permitindo sua aplicação em outros casos.

Em um experimento famoso realizado por Milgram (1967) foi solicitado a um grupo de pessoas que entregassem uma carta a um destinatário. Caso a pessoa não conhecesse o destinatário, ela deveria repassá-la a outra pessoa conhecida que pudesse conhecer o destinatário. Embora a maioria das cartas tenha se perdido, um quarto delas chegou ao destinatário passando por apenas seis pessoas, em média. Este experimento deu origem ao conceito de "seis graus de separação".

Segundo Newman, Barabási e Watts (2006) a distribuição de graus de redes de mundo pequeno segue a forma de uma distribuição binomial.

A exemplo das redes aleatórias e livres de escala, Batagelj e Brandes (2005) também sugerem um método eficiente para construção de redes artificiais de mundo pequeno. Este procedimento é descrito no algoritmo a seguir:

Algoritmo 3 Algoritmo para geração de grafos com topologia mundo pequeno

Entrada: $n \leftarrow$ número de vértices do grafo, $d \leftarrow$ grau, com $1 \leq d \leq (\frac{n-1}{2})$, $p \leftarrow$ probabilidade de reconexão de arestas, com $0 \leq p < 1$.

Saida: Grafo aleatório $G \leftarrow (\{0, ..., n-1\}, E) \in g(n, m)$, onde E é o conjunto de arestas do grafo.

1: {Inicializa o conjunto de arestas}
2: $E \leftarrow \emptyset$
3: $draw\ r \in [0, 1)$, com r uniformimente aleatório
4: $k \leftarrow (\frac{\log(1-r)}{\log(1-p)})$
5: $m \leftarrow 0$
6: **para** $v \leftarrow 0, ..., n-1$ **faca**
7: **para** $i \leftarrow 0, ..., d$ **faca**
8: **se** $k > 0$ **entao**
9: $j \leftarrow \frac{v \cdot (v-1)}{2} + (v + i \mod n)$
10: $E \leftarrow E \cup \{e_j\}$
11: $k \leftarrow k - 1; m \leftarrow m + 1$
12: **se** $e_m \ni E$ **entao**
13: $replace[e_j] \leftarrow m$
14: **se nao**
15: $replace[e_j] \leftarrow replace[e_m]$
16: **fim se**
17: **se nao**
18: $draw\ r \in [0, 1)$, com r uniformimente aleatório
19: $k \leftarrow (\frac{\log(1-r)}{\log(1-p)})$
20: **fim se**
21: **fim para**
22: **fim para**
23: **para** $i \leftarrow m + 1, ..., n \cdot d$ **faca**
24: $draw\ r \in \{0, ..., \binom{n}{2}\}$, com r uniformimente aleatório
25: **se** $e_r \ni E$ **entao**
26: $E \leftarrow E \cup \{e_r\}$
27: **se nao**
28: $E \leftarrow E \cup \{e_{replace[e_r]}\}$
29: **fim se**
30: **se** $e_i \ni E$ **entao**
31: $replace[e_r] \leftarrow i$
32: **se nao**
33: $replace[e_r] \leftarrow replace[e_i]$
34: **fim se**
35: **fim para**

2.2.4 Métricas para análise de redes complexas

No processo de análise de uma rede complexa, seja ela social, biológica ou tecnológica, faz-se necessário utilizar alguma forma de comparação entre a rede analisada e outra rede de mesmo tipo conhecida. Para que esta comparação seja possível é preciso caracterizar as propriedades da rede, quantificando-as de alguma forma. Neste processo de caracterização das redes, algumas medidas são utilizadas: densidade, coeficiente de aglomeração, caminho mínimo médio, distribuição de graus, centralidade e eficiência.

2.2.4.1 Densidade

A densidade é a razão entre o número de arestas / relacionamentos existentes em uma rede e o número de arestas / relacionamentos possíveis em uma rede. Ou seja, a densidade nos permite comparar a quantidade de conexões existentes em uma rede, com a quantidade de conexões possíveis de serem realizadas. Em uma rede totalmente conectada (i.e. todos os vértices estão mutualmente conectados) a densidade é igual a 1. Enquanto em uma rede totalmente desconectada a densidade será igual a zero.

Assim, em uma rede não dirigida, a densidade é dada por

$$\Delta = \frac{2 \cdot m}{n \cdot (n-1)}, \tag{2.3}$$

onde m é o número de arestas existentes e n o número de vértices existentes na rede. Enquanto em uma rede dirigida, esta medida é dada por

$$\Delta = \frac{m}{n \cdot (n-1)}. \tag{2.4}$$

Esta medida nos indica quão conectada está a rede (NEWMAN, 2010). Por exemplo: tomando por base a rede apresentada na Figura 2.3(a), a densidade será dada por $\Delta = \frac{2 \cdot 5}{5 \cdot (5-1)} = 0,5$. Outra forma de se calcular a densidade consiste em contar o número de conecções existentes na triangular superior da matriz de adjacência da rede e dividir por $n \cdot (n-1)/2$, no caso de redes não dirigidas. Para o caso de redes dirigidas, deve-se dividir a quantidade de conexões por $n \cdot (n-1)$. A matriz de adjacência apresentada na Figura 2.3(b) representa as arestas da rede da Figura 2.3(a). Neste caso a densidade será dada por $\Delta = \frac{5}{5 \cdot (5-1)/2} = 0,5$. Este resultado é numericamente igual ao obtido anteriormente.

A análise das densidades das redes estudas nesta pesquisa, nos permitiu determinar o percentual de relações de cooperação e colaboração entre as empresas membros do APL e determinar se isto estaria ocorrendo da forma mais satisfatória, no sentido de promover o fortalecimento do arranjo.

2.2.4.2 Coeficiente de aglomeração

O coeficiente de aglomeração fornece a probabilidade de um vértice A conectado a um vértice B, estar também conectado a um vértice C vizinho de B.

De acordo com Newman (2003), o coeficiente de aglomeração de uma rede pode ser calculado a partir da expressão

$$C = \frac{6 \cdot (\textit{número de triângulos da rede})}{\textit{número de caminhos de comprimento } 2}. \tag{2.5}$$

Nesta fórmula, o *número de caminhos de comprimento* 2, corresponde ao número de amigos de amigos que um vértice possui.

Outra forma de se calcular o coeficiente de aglomeração e pelo método proposto por Watts e Strogatz (1998). Esta fórmula é dada por

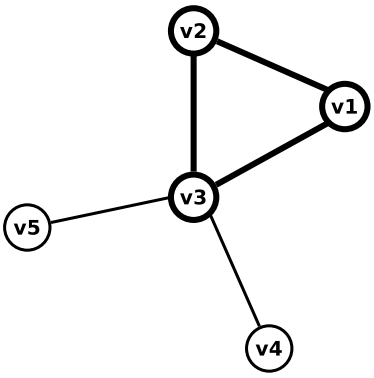
$$C = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} C_i, \tag{2.6}$$

onde n corresponde ao número de vértices da rede e C_i é o coeficiente de aglomeração do vértice i, dado por

$$C_i = \frac{\textit{número de pares de vizinhos conectados}}{\frac{1}{2} \cdot k_i \cdot (k_i - 1)}, \tag{2.7}$$

onde k corresponde ao grau do vértice i. As Figura 2.4(a) e 2.4(b) demonstram o cálculo do coeficiente de aglomeração de uma rede com 5 vértices e apenas um triângulo.

Neste trabalho, o coeficiente de aglomeração será calculado utilizando-se método de Watts e Strogatz (1998), doravante denominada C_{WS}, e será utilizado para determinar a probabilidade de novas parcerias entre as empresas ocorrerem, a partir de parcerias que já tenham sido realizadas em momentos anteriores. Nós também utilizaremos este índice, para tentar determinar a topologia das redes estudas, segundo o método explicado no capítulo 3.



(a) Uma rede com apenas um triângulo.

Vértice	C_i
v1	1
v2	1
v3	$\frac{1}{6}$
v4	0
v5	0
Média	$C_{WS} = \frac{1}{6} \cdot (1 + 1 + \frac{1}{6}) = \frac{13}{30} \cong 0,37500$

(b) Coeficiente de aglomeração da rede apresentada na Figura 2.4(a).

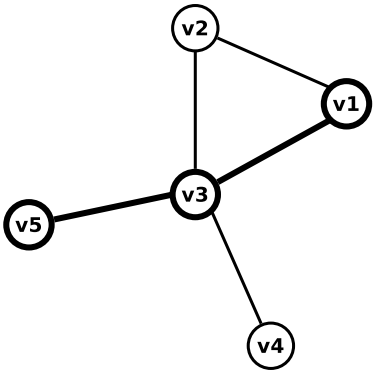
Figura 2.4: Coeficiente de aglomeração de uma rede com 5 vértices e 1 triângulo. Fonte: Autor.

2.2.4.3 Caminho mínimo médio

O caminho mínimo médio indica a menor distância a se percorrer para se atingir qualquer vértice da rede. Esta medida é dada pela média das geodésicas da rede e é indicada por

$$L = \frac{1}{n \cdot (n-1)} \cdot \sum_{v_i \neq v_j} d(v_i, v_j), \tag{2.8}$$

onde $d(v_i, v_j)$ corresponde ao caminho mínimo entre o vértice v_i e o vértice v_j (NEWMAN, 2003).



(a) Caminho mínimo entre dois vértice de uma rede.

	v1	v2	v3	v4	v5
v1	0	1	1	2	2
v2	1	0	1	2	2
v3	1	1	0	1	1
v4	2	2	1	0	2
v5	2	2	1	2	0

(b) Caminhos mínimos entre os vértices da rede apresentada na Figura 2.5(a).

Figura 2.5: Caminho mínimo médio. Fonte: Autor.

As Figuras 2.5(a) e 2.5(b) apresentam, respectivamente, uma rede de diâmetro 2 e a matriz de caminhos mínimos entre os vértices desta rede. Obtém-se o caminho mínimo médio desta rede calculando-se a média dos caminhos apresentados na matriz de distâncias: $L = \frac{1}{5 \cdot (5-1)} \cdot \sum_{v_i \neq v_j} d(v_i, v_j) = 1,2$.

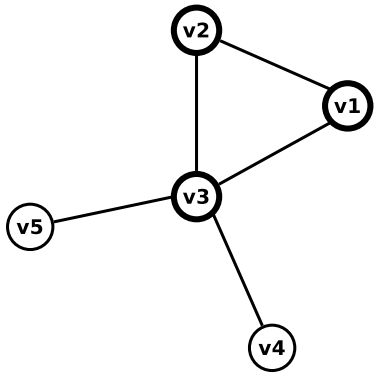
Esta propriedade permite caracterizar a topologia de uma rede, utilizando-se o método proposto por Watts (1999).

2.2.4.4 Grau médio

O grau médio $< k >$ corresponde à média dos graus dos vértices de uma rede e é dado por

$$< k >= \frac{\sum_{i=1}^{n} k_i}{n}, \tag{2.9}$$

onde n é o número de vértices na rede e k_i o grau do vértice i. A Figura 2.6(b) mostra como calcular o grau médio da rede da Figura 2.6(a).



(a) Os vértices v1, v2 e v3 apresentam os maiores graus da rede, a saber $k_{v1} = k_{v2} = 2$ e $k_{v3} = 4$.

Vértice	Grau (k)
v1	2
v2	2
v3	4
v4	1
v5	1
$< k >$	$\frac{\sum_{i=1}^{n} k_i}{n} \cong 2,33333$

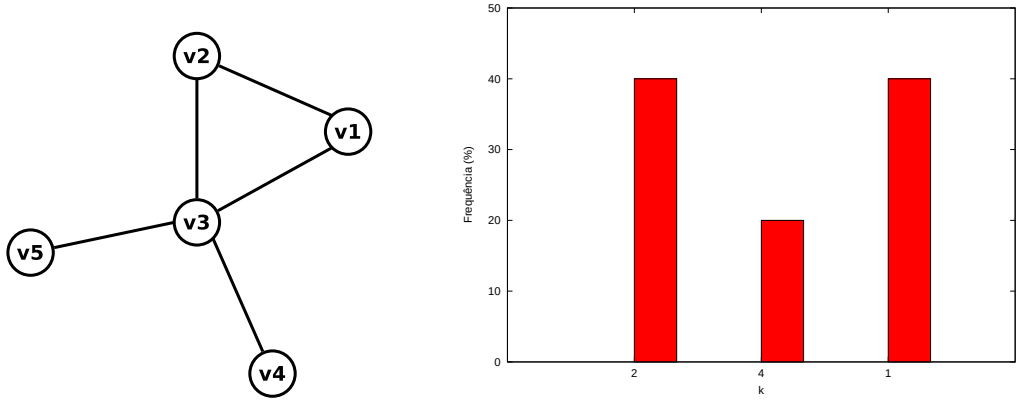
(b) Graus dos vértices da rede apresentada na Figura 2.6(a).

Figura 2.6: Grau médio de uma rede. Fonte: Autor.

O conhecimento do valor do grau médio das redes estudadas, nos permitirá criar redes artificias equivalentes, para as finalidades apresentadas no capítulo 3.

2.2.4.5 Distribuição de graus

A distribuição de graus é um histograma dos graus dos vértices da rede. Esta medida indica a quantidade de vértices que apresentam um dado grau na rede. Por exemplo, na Figura 2.7(a) 40% dos vértices possuem grau 1, 40% possuem grau 2 e 20% possuem grau 4 (NEWMAN, 2003).



(a) Um grafo não dirigido com 5 vértices e 5 arestas.

(b) Distribuição de graus do grafo da Figura 2.2(a).

Figura 2.7: Distribuição de graus de uma rede. Fonte: Autor.

Em alguns casos, a distribuição de graus permite determinar a topologia da rede em estudo: redes aleatórias apresentam distribuições de graus que seguem a distribuição de *Poisson*; redes de mundo pequeno seguem a distribuição *binomial* e redes livres de escala apresentam distribuições de graus *livres de escala*. Neste trabalho utilizamos inicialmente este método. Contudo, as características das redes pesquisadas não nos permitiu tirar conclusões sobre sua topologia, utilizando esta metodologia.

2.2.4.6 Centralidade

De acordo com Freeman (1979), as medidas de centralidade indicam a importância de um vértice, ou ator, em relação aos demais atores da rede. São três as medidas de centralidade mais utilizadas em análise de redes sociais: centralidade de grau, centralidade de intermediação e centralidade de proximidade.

A *centralidade de grau* corresponde ao grau de um vértice e destaca sua importância, baseado na quantidade de vértices com os quais este mantém conexão.

A *centralidade de proximidade*, determina a importância de um ator, baseando-se no quão próximo este ator encontra-se dos demais atores da rede. Este índice é obtido a partir da seguinte fórmula:

$$C_C(v) = \frac{1}{\sum_{t \in V} d_G(v,t)}, \tag{2.10}$$

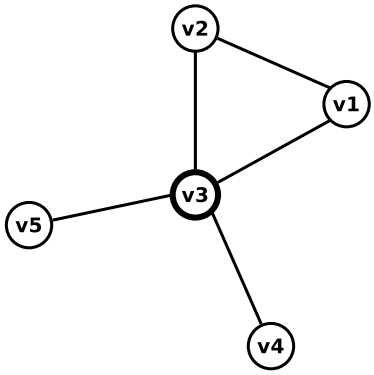
onde $d_G(v,t)$ corresponde à distância do vértice v a um vértice qualquer t. Ou seja: a centralidade de proximidade de um ator é o inverso do somatório das distâncias deste ator a todos os demais atores da rede (FREEMAN, 1979).

A *centralidade de intermediação* indica a importância de um ator, baseado no seu papel de intermediário nas comunicações entre outros atores. Assim, quanto mais um ator participa das geodésicas entre atores da rede, maior a sua importância como intermediário nestas ligações. A centralidade de intermediação é dada por:

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t \in V} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}, \tag{2.11}$$

onde σ_{st} é o número de geodésicas conectando dois vértices s e t, enquanto $\sigma_{st}(v)$ é o número destas geodésicas que contém o vértice v como intermediário. A fórmula representa a probabilidade de um vértice v ser intermediário entre os atores s e t. Assim, a centralidade de intermediação é o somatório das probabilidades deste vértice ser intermediário entre quaisquer dois vértices da rede. (FREEMAN, 1977)

A Figura 2.8(b) apresenta as centralidades de proximidade e intermediação da rede representada na Figura 2.8(a).



(a) O vértice v3 apresenta as maiores centralidades de proximidade e intermediação da rede.

Vértice	C_C	C_B
v1	0,166667	0,000000
v2	0,166667	0,000000
v3	0,250000	5,000000
v4	0,142857	0,000000
v5	0,142857	0,000000

(b) Centralidades dos vértices da rede apresentada na Figura 2.8(a).

Figura 2.8: Centralidades de proximidade e intermediação. Fonte: Autor.

Nesta pesquisa o valor das centralidades foram utilizados para determinação das empresas mais importantes e influentes e para elaboração dos modelos computacionais desenvolvidos e apresentados no capítulo 3.

2.2.4.7 Eficiência

Existem muitas definições para eficiência. No contexto das redes sociais, podemos entender eficiência como a relação entre o custo para se propagar uma informação e os benefícios obtidos com isso. O seja, como uma relação entre custo e benefício. A eficiência pode ser global ou local.

A eficiência global é definida como somatório dos inversos das distâncias entre os vértices de uma rede, dividido pelo número de ligações possíveis entre estes vértices. Esta medida pode ser entendida como a rapidez com que uma informação vai de um ator a outro. Assim, podemos calcular a eficiência global de uma rede através da seguinte equação:

$$E(G) = \frac{1}{n \cdot (n-1)} \cdot \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}}, \tag{2.12}$$

onde n corresponde ao número de vértices da rede e d_{ij} à distância entre os vértices i e j. Para o caso em que $d_{ij} = 0$, considera-se a eficiência do nó igual a zero e $\frac{1}{d_{ij}} = 0$. (LATORA; MARCHIORI, 2001)

A eficiência local é a média das eficiências de um sub-grafo de uma rede. Esta medida revela quão tolerante a falha é uma rede. Deste modo, podemos calcular a eficiência local de uma rede utilizando a equação

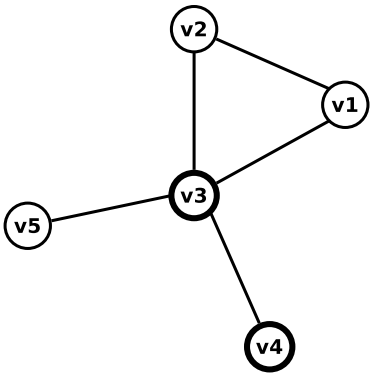
$$E_{loc} = \frac{1}{n} \sum_{i \in G} E(G_i), \tag{2.13}$$

onde $E(G_i)$ corresponde à eficiência do subgrafo G_i, calculada utilizando a fórmula de eficiência global, aplicada somente ao subgrafo G_i, apresentada anteriormente (LATORA; MARCHIORI, 2001).

A Figura 2.9(a) apresenta, destacados, os vértices componentes do subgrafo do vértice v4. Neste caso, a eficiência global será dada por $E(G) = \frac{1}{5 \cdot (5-1)} \cdot \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}} = 0,75$, onde $\sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}}$ é o somatório dos inversos das distâncias dos vértices, contidas na Figura 2.9(c). E a eficiência local será dada por $E_{loc} = \frac{1}{5} \sum_{i \in G} E(G_i) \cong 0,258333$, onde $E(G_i)$ é a eficiência global, calculada considerando apenas os vértices componentes do subgrafo i.

Para o subgrafo do vértice v1, o subgrafo, excluído v1, será composto pelos vértices v2 e v3. Assim, para calcular a eficiência do subgrafo tomaremos o inverso da distância do

vértice v2 a v3 ($d_{23} = 1$) e multiplicaremos por $\frac{1}{2\cdot(2-1)}$ (considerando o número de vértices do subgrafo, excetuando o vértice v1), de modo que $E(G_1) = 0,5$. Para o subgrafo do vértice v4 destacado na Figura 2.9(a), o subgrafo, excluído v4, será composto apenas pelo vértive v3. Para o caso particular de vértices com apenas 1 ou 0 vizinhos, consideramos a eficiência do subgrafo como tendo valor 0.



(a) Exemplo de rede não dirigida com 5 vértices e 5 arestas.

	v1	v2	v3	v4	v5
v1	0	1	1	0	0
v2	1	0	1	0	0
v3	1	1	0	1	1
v4	0	0	1	0	0
v5	0	0	1	0	0

(b) Matriz de adjacência para a rede apresentada na Figura 2.9(a).

	v1	v2	v3	v4	v5
v1	0	1	1	2	2
v2	1	0	1	2	2
v3	1	1	0	1	1
v4	2	2	1	0	2
v5	2	2	1	2	0

(c) Caminhos mínimos entre os vértices da rede apresentada na Figura 2.9(a).

Figura 2.9: Cálculo das eficiências global $E(G)$ e local E_{loc}. Fonte: Autor.

Redes com a topologia mundo pequeno apresentam valores elevados de eficiência global e local, quando comparadas com redes aleatórias e redes livres de escala, com o mesmo número de vértices e mesmo grau médio, e revelam-se altamente tolerantes a falhas (LATORA; MARCHIORI, 2001), pois no caso de serem removidos vértices e/ou arestas, aleatoriamente, da mesma, as informações ainda poderão atingir seus destinatários, utilizando caminhos alternativos ao longo da rede.

Nesta pesquisa utilizamos as eficiências global e local a fim de determinar as topologias das redes estudas, devido às características das mesmas não permitirem o uso da metodologia proposta por Watts e Strogatz (1998).

2.3 Algoritmos

A solução computacional de problemas envolvendo grafos, requer a implementação de algoritmos específicos. Alguns destes algoritmos têm implementação trivial, e podem

ser construídos a partir dos elementos da álgebra linear, como é o caso do cálculo da densidade. Outros no entanto, possuem elevada complexidade algorítmica, constituindo-se em desafios de otimização computacional. Dentre os maiores desafios no campo da análise de grafos está o cálculo eficiente dos caminhos mínimos (JOHNSON, 1977) e da centralidade de intermediação (BRANDES, 2008), pois a implementação convencional, utilizando matrizes de adjacência, não é aplicável no caso de redes grandes, uma vez que acima de 5000 vértices, as matrizes tornam-se grandes demais para serem armazenadas nas memórias dos computadores pessoais atuais. A seguir apresentamos os dois algoritmos mais eficientes, discutidos na literatura, para o cálculo destes dois parâmetros.

2.3.1 Caminho mínimo

Dentre os algoritmos para busca do menor caminho, um dos mais populares é o de Roy-Floyd-Warshall (WFI) (MILLINGTON, 2009).

Considere o grafo $G = (V, E)$. O algoritmo começa com a matriz D de distâncias inicializada com a matriz de adjacência de G, preenchendo as células correspondentes a vértices sem conexão, com infinito (∞) ou o valor mais alto que a máquina for capaz de representar. Em seguida seleciona-se um vértice i e se verifica se este vértice encontra-se em um caminho entre dois outros vértices a e b. Em caso afirmativo, compara-se a distância entre a e b que passa por i com a distância entre a e b previamente calculada. Caso esta distância seja menor que a calculada anteriormente, armazena-se a distância entre a e b, passando por i, no lugar da previamente armazenada. O processo continua, fazendo i igual a cada vértice existente na matriz e realizando a comparação descrita anteriormente para cada par de vértices contido na matriz. o Algoritmo 4, a seguir, apresenta uma implementação do método *WFI*.

Algoritmo 4 Algoritmo de Roy-Floyd-Warshall

Entrada: $D \leftarrow G$
Saida: D

```
1: para i ← 1 to |V| faca
2:     para a ← 1 to |V| faca
3:         para b ← 1 to |V| faca
4:             d ← D_{a,i} + D_{i,b}
5:             se d < D_{a,b} entao
6:                 D_{a,b} ← d
7:             fim se
8:         fim para
9:     fim para
10: fim para
```

O algoritmo *WFI* pode ser facilmente estendido para armazenar também, a sequência de vértices a serem percorridos através do caminho mínimo encontrado. O Algoritmo 5, a seguir, estende o método *WFI* original, com esta finalidade. Nesta nova versão, além de retornar a matriz D de distâncias entre os vértices, o algoritmo retorna também a matriz S de sucessores, que pode ser utilizada pelo Algoritmo 6, adiante, para reconstruir os caminhos mínimos entre os vértices. Uma aplicação típica para este método é a solução do problemas do caixeiro viajante (MONTEIRO; MORET, 2007), ou para se determinar o caminho a ser seguido por personagens em jogos de computadores (MILLINGTON, 2009).

Algoritmo 5 Algoritmo de Roy-Floyd-Warshall com sucessores

Entrada: $D \leftarrow 0_{V|X|V}$
Entrada: $S \leftarrow 0_{V|X|V}$
Saida: D, S

1: **para** $a \leftarrow 0$ to $|V|$ **faca**
2: **para** $b \leftarrow 0$ to $|V|$ **faca**
3: **se** $a = b$ **entao**
4: $D_{a,b} \leftarrow 0$
5: $S_{a,b} \leftarrow \emptyset$
6: **se nao se** $e = (v_a, v_b) \in E$ **entao**
7: $D_{a,b} \leftarrow w(e)$
8: $S_{a,b} \leftarrow e$
9: **se nao**
10: $D_{a,b} \leftarrow \infty$
11: $S_{a,b} \leftarrow \emptyset$
12: **fim se**
13: **fim para**
14: **fim para**
15: **para** $i \leftarrow 0$ to $|V|$ **faca**
16: **para** $a \leftarrow 0$ to $|V|$ **faca**
17: **para** $b \leftarrow 0$ to $|V|$ **faca**
18: $d \leftarrow D_{a,i} + D_{i,b}$
19: **se** $d < D_{a,b}$ **entao**
20: $D_{a,b} \leftarrow d$
21: $S_{a,b} \leftarrow S_{a,i}$
22: **fim se**
23: **fim para**
24: **fim para**
25: **fim para**

Algoritmo 6 Algoritmo de caminhada através do caminho mínimo

Entrada: $P \leftarrow \emptyset$ {Inicia com um caminho vazio}
Entrada: $i \leftarrow a$
Saida: P

1: **repita**
2: $e \leftarrow S_{i,b}$ {Obtém a próxima aresta na sequência do caminho mínimo}
3: $P \leftarrow P + [e]$ {Adiciona a aresta ao fim do caminho}
4: $i \leftarrow e_{end}$ {O nó atual é o fim desta arestta}
5: **ate** $i = b$ **ou** $e = \emptyset$

2.3.2 Centralidade de intermediação

Segundo Brandes (2001) o mais rápido algoritmo tradicional para o cálculo da centralidade de intermediação, baseado em caminhos mínimos, requer $O(n^3)$ interações e $O(n^2)$ espaço de memória para sua computação. Brandes propôs então, um novo algoritmo capaz de realizar o mesmo processamento utilizando apenas $O(n + m)$ espaço de memória e $O(n \cdot m)$ e $O(n \cdot m + n^2 \cdot \log n)$ de interações para calcular a centralidade de intermediação, respectivamente, em redes não ponderadas e em redes ponderadas.

Para construção de seu algoritmo, Brandes (2001) baseou-se nos lemas, teoremas e corolários, enumerados a seguir:

Lema 1 Um vértice $v \in V$ encontra-se em um caminho mais curto entre os vértices $s,\ t \in V$, se e somente se $d_G(s,t) = d_G(s,v) + d_G(v,t)$;

Lema 2 Seja $A^k = (a_{uv}^{(k)})_{u,v} \in V$ a k-ésima potência da matriz de adjacência de um grafo não ponderado. Então $a_{uv}^{(k)}$ é igual ao número de caminhos de u para v com exatamente k de comprimento;

Lema 3 Para $s \neq v \in V, \sigma_{sv} = \sum_{u \in P_s(v)} \sigma_{su}$;

Lema 4 Dada um vértice de origem $s \in V$, tanto o comprimento, quanto número de todos os caminhos mais curtos para outros vértices, podem ser determinados em tempo $O(m + n \log n)$ para grafos ponderados, e em um tempo $O(m)$ para grafos não ponderados;

Lema 5 Se há exatamente um caminho mínimo de $s \in V$ para cada $t \in V$, a dependência de s em qualquer $v \in V$ obedece $\sigma_{s\bullet}(v) = \sum_{w:v \in P_s(w)} (1 + \sigma_{s\bullet}(w))$;

Teorema 6 A dependência de $s \in V$ em qualquer $v \in V$ obedece $\sigma_{s\bullet}(v) = \sum_{w:v \in P_s(w)} \frac{\sigma_{sv}}{\sigma_{sw}} \cdot (1 + \sigma_{s\bullet}(w))$;

Corolário 7 Dado o grafo acíclico dirigido de caminhos mínimos de $s \in V$ em G, as dependências de s em todos os outros vértices podem ser calculadas em um tempo $O(m)$ utilizando um espaço $O(n + m)$;

Lema 8 A centralidade de intermediação pode ser computada em $O(n \cdot m + n^2 \log n)$ interações e utilizando um espaço $(n + m)$ de memória, para grafos ponderados e $O(n \cdot m)$ interações para grafos não poderados.

O Algoritmo 7, a seguir, apresenta o método supracitado.

Algoritmo 7 Algoritmo de Brandes

Entrada: $C_B[v] \leftarrow 0,\ v \in V$

1: **para** $s \in V$ **faca**
2: $S \leftarrow pilha\ vazia$
3: $P[w] \leftarrow lista\ vazia,\ w \in V$
4: $\sigma[t] \leftarrow 0,\ t \in V;\ \sigma[s] \leftarrow 1$
5: $d[t] \leftarrow -1,\ t \in V;\ d[s] \leftarrow 0$
6: $Q \leftarrow fila\ vazia$
7: $enfileira\ s \rightarrow Q$
8: **enquanto** Q *não vazia* **faca**
9: $desenfileira\ v \leftarrow Q$
10: $empilha\ v \rightarrow S$
11: **para cada** *neighbor* w *de* v **faca**
12: $\{w$ foi encontrado pela primeira vês$\}$
13: **se** $d[w] < 0$ **entao**
14: $enfileira\ w \rightarrow Q$
15: $d[w] \leftarrow d[v] + 1$
16: **fim se**
17: $\{$o caminho mínimo para w passa por v?$\}$
18: **se** $d[w] = d[v] + 1$ **entao**
19: $\sigma[w] \leftarrow \sigma[w] + \sigma[v]$
20: $concatena\ v \rightarrow P[w]$
21: **fim se**
22: **fim para**
23: **fim enquanto**
24: $\sigma[v] \leftarrow 0,\ v \in V$
25: $\{S$ retorna os vértices em órdem decrescente de distâncias de $s\}$
26: **enquanto** S *não vazia* **faca**
27: $desepilha\ w \leftarrow S$
28: **para** $v \in P[w]$ **faca**
29: $\sigma[v] \leftarrow \sigma[v] + \frac{\sigma[v]}{\sigma[w]} \cdot (1 + \sigma[w])$
30: **se** $w \neq s$ **entao**
31: $C_B[w] \leftarrow C_B[w] + \sigma[w]$
32: **fim se**
33: **fim para**
34: **fim enquanto**
35: **fim para**

2.3.3 Algoritmos evolutivos

Os algoritmos evolutivos foram desenvolvidos a partir das idéias sobre a evolução das espécies, desenvolvidas pelo naturalistas inglês Charles Darwin (DARWIN, 1859). De um modo geral, um algoritmo evolutivo consiste em um procedimento que interage sobre um conjunto (*população*) de dados (*indivíduos*), por um número de vezes (*gerações*), aplicando, a cada geração, três operações: avaliação de ajuste (*fitness*) do indivíduo, troca de atributos (*genes*) entre pares de indivíduos (*crossover*) e mudança aleatória de atributos (*mutação*). O conjunto de genes de um indivíduo é denominado *cromossomo*. Dentre as aplicações desse algoritmo está a minimização de funções e busca de informações em bases de dados.

O Algoritmo 8, a seguir, apresenta uma implementação do algoritmo evolutivo. (MONTEIRO; MORET, 2007)

Algoritmo 8 Algoritmo evolutivo

Entrada: $P[i]$ ← atributo do indivívuo, n ← número de gerações, m ← probabilidade de mutação, *elite* ← valor de ajuste de indivíduo elite

```
1:  para g ← 0 to n faca
2:      para cada indivíduo i de P faca
3:          {Avalia a adequabilidade (ajuste) do indivíduo}
4:          f ← adequabilidade de i
5:          para cada indivíduo j de P faca
6:              se i ≠ j entao
7:                  {Realiza crossover entre pares de indivíduos}
8:                  se f ≠ elite entao
9:                      i ← crossover entre i e j
10:                 fim se
11:                 j ← crossover entre j e i
12:             fim se
13:         fim para
14:         {Realiza mutação nos genes do indivíduo}
15:         se f ≠ elite entao
16:             p ← probabilidade de mutação
17:             se p >= m entao
18:                 i ← mutação sobre i
19:             fim se
20:         fim se
21:     fim para
22: fim para
```

Para ilustrar a execução deste algoritmo, consideremos dois indivíduos cujos cromossomos foram codificados como as sequências de números binários a seguir:

$cromossomo_1 \leftarrow 11001110$

$cromossomo_2 \leftarrow 10100001$

Pode-se realizar uma operação de *crossover* entre estes dois indivíduos selecionando-se um segmento de cada cromossomo e combinando-se os segmentos selecionados para formar um novo indivíduo. Por exemplo a parte baixa, genes 0 a 3 (da direita para a esquerda), do $cromossomo_2$ e a parte alta, genes 4 a 7, do $cromossomo_1$. Neste caso, o cromossomo resultante será 11000001. A figura 2.10 ilustra este exemplo.

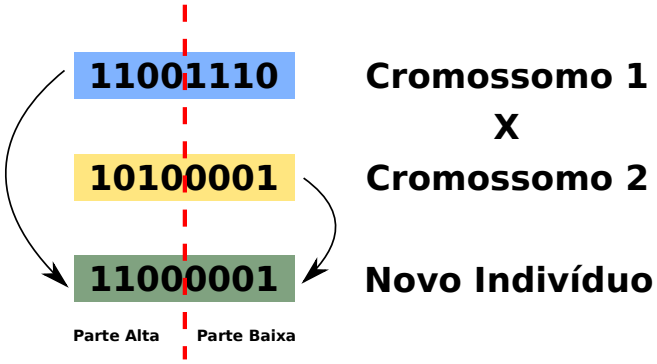


Figura 2.10: Processo de crossover entre dois indivíduos. Fonte: Adaptado de Moret et al. (2012)

É possível implementar um processo de mutação invertendo-se, aleatoriamente, os bits do cromossomo original. Assim, para o $cromossomo_1$, representado anteriormente, e selecionando-se a sua parte baixa para troca de bits, obteremos o *cromossomo mutante* 11000000.

Por outro lado, Moret et al. (2012) nos lembra que as mutações são eventos raros na natureza, havendo uma probabilidade muito baixa de sua ocorrência.

Pode-se codificar os cromossomos de um indivíduo de diversas maneiras. Oliveira et al. (2004) propõe a forma *binária*, descrita anteriormente. Contudo, esta forma de codificação é bastante limitada, não sendo adequada a algumas aplicações, como, por exemplo, o problema do caixeiro viajante (*TSP - travelling salesman problem*) (MONTEIRO; MORET, 2007).

Uma forma adequada para se codificar um cromossomo em casos similares ao *TSP* é a *permutação*. Este formato é utilizado em problemas que requerem a reordenação de dados, onde cada gene é codificado como um valor inteiro que representa uma posição em uma determinada sequência (a ordem de visitação das cidades no caso do *TSP*). Por exemplo:

$cromossomo_1 \leftarrow 1\ 3\ 5\ 8\ 2\ 4\ 7\ 6$

$cromossomo_2 \leftarrow 3\ 2\ 5\ 1\ 8\ 4\ 6\ 7$

Nos caso em que o que se objetiva é a minimização de funções, por outro lado, costuma-se codificar os cromossomos como *valores reais*. Neste caso, o processo de *crossover* se dá a partir da seguinte fórmula:

$$v_{cross} = r \cdot v_1 + (1 - r) \cdot v_2, \tag{2.14}$$

onde v_{cross} é o valor do novo cromossomo, r é um número aleatório entre 0 e 1, enquanto v_1 e v_2 são os valores dos cromossomos pais (MONTEIRO; MORET, 2007).

Quando se trabalha com cromossomos codificados como números reais, uma mutação é obtida gerando-se um número aleatório entre 0 e o *valor máximo* que um cromossomo pode apresentar[1] e atribuindo este valor ao cromossomo em mutação. Este processo é representado pela fórmula a seguir:

$$v_{mut} = r \cdot v_{max}, \tag{2.15}$$

onde v_{mut} é o valor do cromossomo mutante, r é um número aleatório entre 0 e 1 e v_{max} é o valor máximo que um cromossomo pode apresentar.

2.4 Arranjos produtivos locais

Segundo Pereira, Freitas e Sampaio (2007) *Arranjo Produtivo Local (APL)*, é definido pelo Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE), como "aglomerações de empresas localizadas em um mesmo território, que apresentam especialização produtiva e mantém algum vínculo de articulação, interação, cooperação e aprendizagem entre si e com outros atores tais como governo, associações empresariais, instituições de crédito, ensino e pesquisa."

Os autores destacam ainda que um APL, é constituído de três camadas: um núcleo central, formado por empresas especializadas, uma segunda camada, constituída por empresas que fornecem componentes e serviços para o núcleo e uma terceira camada, representada por organizações que prestam serviços como educação, comunicação e transporte, além de bancos, seguradoras, órgãos públicos etc. Quando estas camadas encontram-se bem ajustadas o APL apresenta-se em condições de aproveitar as características de cooperação que esta configuração é capaz de oferecer.

Waits (2000) identificou seis tipos de compartilhamento de conhecimentos entre em-

[1] O valor máximo que um cromossomo pode apresentar é dependente do problema em estudo.

presas componentes de um APL: cooperação de informação (*co-info*), cooperação de aprendizagem (*co-learn*), cooperação de promoção (*co-market*), cooperação de compra (*co-purchase*), cooperação de produção (*co-produce*) e cooperação de defesa de interesses (*co-lobby*).

Esta classificação dos compartilhamentos entre as empresas de um APL, serviu de base para a determinação das redes de cooperação e colaboração analisadas no arranjo produtivo local que serviu de objeto em nosso estudo.

2.5 Jogos não-cooperativos

Nash (1951) definiu a teoria dos jogos não-cooperativos, em oposição à teoria dos jogos desenvolvida por Neumann e Morgenstern (1944). No modelo de Neumann e Morgenstern (1944), os sujeitos comunicam-se entre si, de modo a barganharem por uma solução que satisfaça a cada um deles.

Nos jogos não-cooperativos, os indivíduos não se comunicam e tomam decisões não considerando as decisões tomadas pelos demais. Um exemplo clássico de jogo não-cooperativo é o *dilema do prisioneiro*, onde dois suspeitos são presos e, se condenados podem cumpri pena de até 10 anos de cadeia. Como a polícia não tem provas suficientes para condená-los, eles são separados e interrogados, sem que um conheça o depoimento do outro. Caso ambos os prisioneiros permaneçam calados, ambos receberão penas de 6 meses de cadeia. Por outro lado, se cada um delatar o outro, ambos pegarão 5 anos de cadeia. E, em última análise, se somente um dos prisioneiros delatar o outro, o que confessou ficará livre e o que ficou calado pegará 10 anos de cadeia. Para este problema, a solução baseada na teoria de Nash (1951) é que um prisioneiro delatará o outro. Este resultado é obtido pois o princípio fundamental da teoria de Nash (1951) é que cada indivíduo busca maximizar seus ganhos, independentemente das decisões que outros indivíduos estejam tomando. Assim, o prisioneiro A, decidirá trair o outro, pois, se ele ficar calado, poderá pegar 10 anos de cadeia. Porém, se delatar co comparsa, ou ficará livre, ou pegará no máximo 5 anos de cadeia. O mesmo raciocínio será seguido pelo prisioneiro B. Esta condição, onde os ganhos de todos os envolvidos são maximizados, é conhecida como *equilíbrio de Nash*.

A determinação do *equilíbrio de Nash* para os processos de tomada de decisão das empresas membros de um arranjo produtivo local, pode auxiliar na determinação de estratégias por seus gestores. Por exemplo, Silva e Hewings (2010) mostraram que "em cidades cujas economias não são suficientemente grandes", a teoria de Nash permite prever se as empresas do APL treinarão seus próprios funcionários, ou se contratarão uma instituição de ensino (IE). De acordo com aqueles autores, "a sequência dos equilíbrios

será: treinamento interno (N pequeno), sem treinamento (N intermediário) e treinamento na IE (N grande)", onde N é o número de empresas do APL. Assim, em um APL pequeno, o esperado será que as empresas treinem seus próprios funcionários, não fazendo sentido o investimento na implantação de um centro de treinamento, para servir ao APL, naquela região.

Neste pesquisa, a comparação dos resultados obtidos por Silva e Hewings (2010), a respeito da forma como as empresas realizarão treinamento (interno ou externo), nos permitiu inferir a razão pela qual somente as redes de *cooperação de informação* e *cooperação de aprendizagem* apresentaram *densidades* maiores que zero (ou seja, ocorrência de parcerias) e a razão pela qual, nestas redes, os atores mais centrais foram o SEBRAE, o SENAC e o SENAI (instituições que oferecem treinamento externo).

Capítulo Três

Modelagem Computacional

Esta pesquisa considerou o APL de turismo da Costa dos Corais, situado no estado de Alagoas, composto por empresas distribuídas em 11 cidades: Maceió, Paripueira, Barra de Santo Antônio, São Luiz do Quitunde, Porto Calvo, Matriz de Camaragibe, Maragogi, Japaratinga, Porto de Pedras, São Miguel dos Milagres e Passo de Camaragibe (a cidade de Maceió foi excluída de nossa pesquisa pois a mesma apresenta uma realidade sócio-cultural completamente diferente das demais). Nessas cidades, a coleta foi realizada por 4 pessoas, no período de 28 de julho de 2010 a 20 de agosto de 2010, com o auxílio de questionários, (ver Apêndice A).

As empresas selecionadas foram escolhidas com base em três cadastros: do SEBRAE, gestor do Programa APL Turismo Costa dos Corais, da Associação do Trade Turístico de Maragogi e Japaratinga (AMAJAH) e do Ministério do Trabalho. Para a realização da análise da rede social do APL foram estruturados 5 grupos de atores, ou vértices (empresas que compõem o APL): hotéis e pousadas; bares e restaurantes; agências de viagem; locadoras de veículos e receptivo turísticos. Junto a estes, foram investigadas as relações estabelecidas, o nível de cooperação existente e a dinâmica de difusão das informações entre os membros do APL.

Inicialmente, separamos seis redes para estudo: cooperação de aprendizagem (*co-learn*); cooperação de compra (*co-purchase*); cooperação de defesa de interesses (*co-lobby*); cooperação de informações (*co-inform*); cooperação de produção (*co-produce*); cooperação de promoção (*co-market*). Os grafos destas redes foram construídos e processados utilizando a ferramenta SCNTOOLS (Social and Complex Network Analysis Tools) (MONTEIRO et al., 2009) desenvolvida especificamente para esta pesquisa doutoral, utilizando uma versão, modificada, da linguagem GuaráScript (diversos recursos, especificamente projetados para acelerar o desenvolvimento de aplicações com matrizes de adjacência, foram acrescentados) (MONTEIRO; MORET, 2005). De posse dos resultados produzidos pelo SCNTOOLS, definimos as características topológicas das redes do APL e elaboramos três modelos computacionais que poderiam reproduzir o comportamento observado em nossa análise.

Nas próximas sessões, detalhamos os procedimentos metodológicos seguidos em nosso estudo, assim como os resultados obtidos e os modelos computacionais implementados.

3.1 Procedimentos metodológicos

Para realização desta pesquisa optou-se por utilizar o modelo de processo de desenvolvimento de *software* quase-espiral (PRESSMAN, 1995), pois este modelo permite, partindo de um conceito inicial do *software*, implementá-lo de forma incremental, admitindo ajustes na modelagem inicial, sempre que necessário. A Figura 3.1 apresenta o fluxograma dos processos envolvidos neste modelo de desenvolvimento.

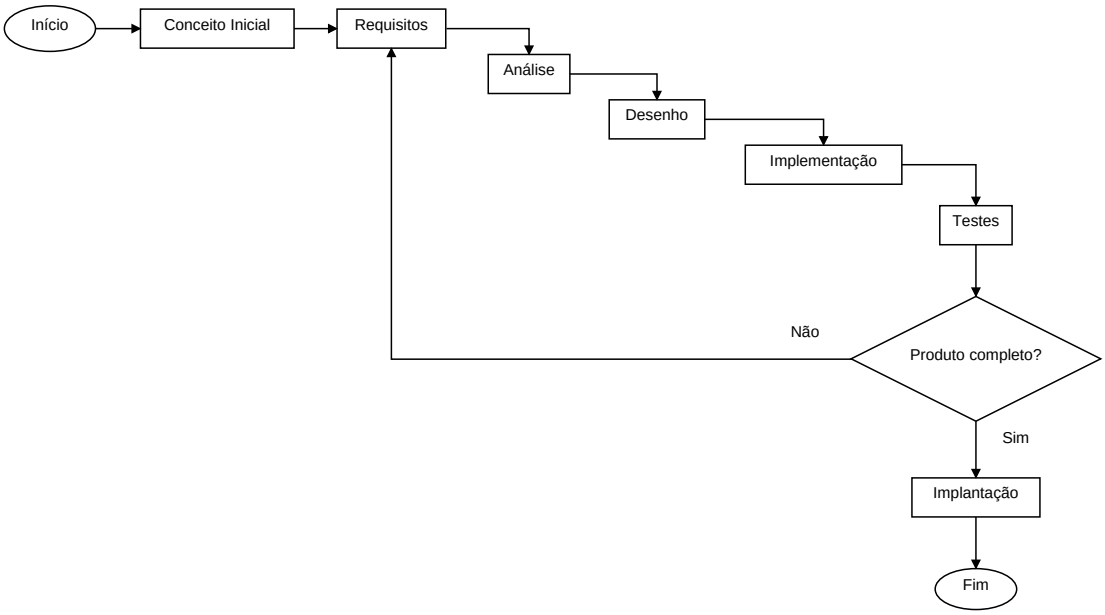


Figura 3.1: Modelo de ciclo de vida Quase-Espiral. Fonte: (PRESSMAN, 1995)

Para definição do *conceito inicial*, realizou-se uma pesquisa bibliográfica, de modo a se obter um entendimento sobre as ferramentas utilizadas em Análise de Redes Sociais, tais como modelos matemáticos e métodos específicos. A partir deste entendimento, foram definidos os requisitos iniciais do *software* a ser desenvolvido e um primeiro protótipo foi construído. Este protótipo foi utilizado para a análise dos dados obtidos com a aplicação dos questionários e construção das redes de cooperação e colaboração do APL. Posteriormente, novas ferramentas foram desenvolvidas e incorporadas ao protótipo inicial, de modo a atender aos requisitos da etapa seguinte de nossa pesquisa: a simulação da evolução da rede do APL. Estes resultados, assim como os procedimentos metodológicos empregados, são discutidos no Capítulo 4, mais adiante.

3.1.1 Aquisição de dados

O processo de aquisição de dados para esta pesquisa ocorreu em um período de 45 dias. Este período foi dividido em 5 fases: escolha da amostra de empresas; construção dos questionários; escolha e treinamento da equipe de trabalho; aplicação dos questionários e análise dos dados coletados. A sequência a seguir apresenta estes procedimentos:

(1) Escolher o APL para estudo:
Foi cogitada a possibilidade de se trabalhar com o APL de Confecções de Salvador/BA. Contudo, tivemos a oportunidade de conhecer o gestor do APL de turismo da Costa dos Corais, em Alagoas, o que nos motivou pela escolha deste arranjo como objeto de nosso estudo;

(2) Determinar a amostra para estudo:
Embora o APL esteja distribuído por 11 cidades, percebemos que a cidade de Maceió apresenta uma realidade sócio-cultural completamente diferente das demais cidades. Assim, optamos por excluir este município de nossa pesquisa;

(3) Construir os questionários;

(4) Construir os formulários eletrônicos:
Construímos os questionários eletrônicos utilizando a ferramenta de formulários do Google Docs, devido à facilidade de operação apresentada pela mesma;

(5) Escolher a equipe de entrevistadores;

(6) Treinar os entrevistadores;

(7) Aplicar os questionários;

(8) Preencher os formulários eletrônicos;

(9) Analisar as estatística das respostas dos questionários;

(10) Construir as redes de cooperação e colaboração;

(11) Analisar as redes de cooperação e colaboração:
Dentre os processos desenvolvidos nesta etapa de nossa pesquisa, o mais complexo foi o da análise das redes de cooperação e colaboração do APL. Para tanto, foi necessário desenvolver um software que extraísse dos questionário os dados necessários para construção destas redes e salvasse as informações obtidas na forma de arquivos de rede Pajek[1]. Feito isso, calculamos os parâmetros destas redes e analisamos suas características topológicas.

A sequência a seguir detalha estes procedimentos:

[1] O Pajek é um programa para análise de redes sociais e complexas, desenvolvido por Vladimir Batagelj e Andrej Mrvar e disponível em http://vlado.fmf.uni-lj.si/pub/networks/pajek/.

(1) Construir as redes de cooperação e colaboração do APL, a partir dos dados das respostas das questões dos questionários referentes ao núcleo central do APL (empresas especializadas nas atividades principais do arranjo);

(2) Calcular os parâmetros das redes de cooperação e colaboração encontradas;

(3) Analisar os valores dos parâmetros obtidos.

Para a construção das redes de cooperação e colaboração do APL, foram analisas as respostas ao questionário *Questões referentes ao núcleo central (empresas especializadas nas atividades principais do APL)*. Neste questionário, as empresas informaram quais as as três empresas com as quais elas desenvolveram parceria, ou alguma forma de cooperação e/ou colaboração.

A partir destas respostas, construiu-se uma planilha contendo os nomes de cada uma das empresas entrevistadas, assim como cada uma das empresas citadas como parceiras, em cada um dos seguintes grupos:

a) obtenção de informações úteis ao seu negócio;

b) treinamento relativo ao ramo de atividade;

c) promoção das suas atividades (propaganda);

d) compra conjunta de equipamentos, matéria prima e/ou insumos diversos;

e) produzir um novo produto ou serviço;

f) defesa de seus interesses comerciais, tais como, políticas, legislações e programas de interesse da empresa.

Desta forma, foram criadas 6 planilhas. Cada uma destas planilhas apresentava a forma de uma matriz de adjacência, tal como explicado no capítulo 2.

As planilhas foram então convertidas em arquivos de rede, no formato suportado pelo programa de análise de redes Pajek.

3.1.2 Determinação do domínio de validade da eficiência

A análise dos resultados obtidos a partir das redes de cooperação e colaboração do APL, não nos permitiu concluir as suas topologias. Assim, percebemos a necessidade de utilizar

um outro método, mais adequado a grafos com as características encontradas. Decidimos por utilizar a abordagem proposta por Latora e Marchiori (2001), que compara as eficiências global e local da rede em estudo, com as eficiências apresentadas por uma rede aleatória equivalente (mesmo número de vértices e grau médio) para determinar se uma rede apresenta topologia de mundo pequeno. Por outro lado, tendo em vista que Watts e Strogatz (1998) definem que redes de mundo pequeno apresentam baixa densidade (i.e. são esparsas), resolvemos verificar o domínio de validade da eficiência[2], como parâmetro para determinar se uma rede possui topologia de mundo pequeno ou não.

Para realização de nosso procedimento de validação da aplicabilidade da eficiência como métrica de análise topológica, fez-se necessário determinar o valor da probabilidade de reconexão de arestas para criação das redes artificiais de mundo pequeno utilizadas no experimento. Este procedimento se fez necessário pois o algoritmo implementado para criação de redes artificiais de mundo pequeno, requer que seja informado o valor da probabilidade de reconexão de arestas, e este valor afeta os valores das eficiências das redes criadas.

A seguir, observamos os procedimentos realizados para determinação da *probabilidade de reconexão de arestas*.

[2]O domínio de validade da eficiência é a faixa de valores da densidade do grafo, onde é possível determinar a topologia da rede utilizando, unicamente, as eficiências global e local como parâmetro.

3.1.2.1 Determinação da probabilidade de reconexão de arestas para criação de redes artificiais de mundo pequeno

(1) Criar amostras de redes artificiais com topologia mundo pequeno, com probabilidade de reconexão de arestas variando de $0,1$ a $1,0$;

(2) Calcular as médias dos valores dos parâmetros das redes presentes nas amostras;

(3) Desenhar o gráfico de variação da eficiência de acordo com a variação da probabilidade de reconexão de arestas;

(4) Determinar o valor da probabilidade de reconexão de arestas para criar as redes de mundo pequeno a serem utilizadas nos experimentos.

Concluímos que o valor mais apropriado para a probabilidade de reconexão de arestas, de modo a criar as redes de mundo pequeno em nossos experimentos seria de $0,1$ (10%), pois este valor resultou nas redes mais eficientes obtidas. Este experimento envolveu a criação de 1000 redes com topologia de mundo pequeno.

3.1.2.2 Determinação do domínio de validade da eficiência

Determinado o valor mais apropriado para a *probabilidade de reconexão de arestas*, procedemos à análise do domínio de validade da eficiência. Para tanto, criamos amostras de redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Ao todo foram criadas 21003 redes: 7001 redes aleatórias, 7001 redes livres de escala e 7001 redes de mundo pequeno, distribuídas em 100 amostras de 20 redes de cada topologia, 100 amostras de 50 redes, resultantes de ataques aleatórios, de cada topologia e 1 rede de cada topologia, resultante de ataques coordenados (remoção dos *hubs*).

Concluído o processo de criação das redes artificiais, procedemos ao cálculo de seus parâmetros e desenho dos gráficos de variação da eficiência de acordo com a densidade da rede. Feito isso, determinamos o valor máximo da eficiência que ainda nos permitiria determinar com segurança se uma rede apresenta topologia de mundo pequeno ou não.

A sequência a seguir detalha os procedimentos executados neste experimento:

(1) Criar amostras de redes artificiais com topologia aleatória, livre de escala e mundo pequeno, com densidade variando de $0,01$ a $0,5$:
Limitamos a densidade a esta faixa de valores, pois para densidades maiores que $0,5$, nossos computadores não possuíam capacidade de processamento suficiente, devido

à metodologia utilizada para obtenção de números aleatórios. Além disso, como as redes de mundo pequeno foram definidas por Watts e Strogatz (1998) como esparsas, valores maiores não faziam sentido;

(2) Calcular as médias dos valores dos parâmetros das redes presentes nas amostras;

(3) Desenhar os gráficos de variação da eficiência de acordo com a densidade da rede;

(4) Determinar o valor máximo da densidade da rede, onde ainda se pode concluir com segurança se a rede possui topologia de mundo pequeno, utilizando o critério proposto por Latora e Marchiori (2001):
Para tanto procuramos as interseções das curvas dos gráficos de eficiência, das três topologias de rede.

3.1.3 Análise da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL

O estudo das respostas fornecidas pelas empresas aos questionários, nos fez perceber que muitas das respostas coincidiam. Esta observação nos levou a calcular a distribuição de frequência das semelhanças entre as empresas. A semelhança entre duas empresas, a partir das respostas dos questionários, denomina-se, nesta tese, *afinidade*.

A sequência a seguir define o processo de determinação da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL.

(1) Calcular os percentuais de repostas semelhantes aos questionários:
Para tanto, foi desenvolvido um programa capaz de cruzar as respostas dos questionários, com as relações de cooperação e colaboração indicadas no grafo da rede do APL;

(2) Calcular a distribuição de frequência das respostas semelhantes nos questionários;

(3) Desenhar o gráfico da distribuição de frequência das repostas semelhantes aos questionários;

(4) Determinar os valores mínimo, médio e máximo das afinidades entre as empresas do APL.

3.1.4 Reconstrução e análise da rede neural do C. elegans

O C. elegans é o um neumatóide, com aproximadamente $1mm$ de comprimento e constitui o único animal cuja rede neural já foi completamente mapeada. Ele possui 302 neurônios e aproximadamente 5000 sinapses químicas, 600 junções e 2000 junções neuromusculares (CHATTERJEE; SINHA, 2007). Seu estudo ganhou importância, em pesquisas envolvendo análise de redes sociais e complexas, após a publicação do trabalho de Watts e Strogatz (1998), que utilizou a rede neural do C. elegans em suas pesquisas sobre redes de mundo pequeno.

A fim de verificar as características topológicas das redes resultantes das simulações, nós comparamos os resultados finais com a rede neural do C. elegans (VARSHNEY et al., 2011), já que esta rede foi utilizada por Latora e Marchiori (2001) para definir a eficiência como parâmetro para determinar se uma rede possui topologia de mundo pequeno, e por Watts e Strogatz (1998) para definição do modelo *small-world*.

Não tendo sido possível utilizar a rede do C. elegans, empregada por Watts e Strogatz (1998) e Latora e Marchiori (2001) em suas pesquisas, pois o arquivo original, contendo as sinapses neurais do C. elegans, não estava mais disponível no endereço eletrônico indicado por Latora e Marchiori (2001), realizamos uma busca na literatura e na Internet, por arquivos que descrevessem esta rede neural. Nossa busca nos levou a diversas configurações neurais. Cada uma delas incompatível com as informações fornecidas por White et al. (1986), em sua pesquisa original.

Após inúmeras tentativas de reproduzir a rede neural do C. elegans, a partir de mapas sinápticos disponíveis na internet, inclusive os arquivos originais utilizados por White et al. (1986), concluímos que todos eles apresentavam problemas, pois o número de sinapses não coincidia com as informações oficiais. De fato, a inconsistência nos dados foi observada por Varshney et al. (2011), que refez o mapeamento da rede neural do C. elegans, indicando que apenas 279 neurônios, dos 282 indicados por White et al. (1986) estavam realmente conectados. Assim, partindo do mapa de conexões disponibilizado por Varshney et al. (2011) e comparando estes dados com a tabela de neurônios fornecida por White et al. (1986) (uma vez que o mapa de Varshney et al. (2011) apresentava inconsistência nos nomes de alguns neurônios), reconstruímos a rede neural do C. elegans para que pudéssemos utilizá-la em nossa pesquisa. Os procedimentos metodológicos seguidos para reconstrução desta rede, assim como os resultados obtidos a partir da análise dos seus parâmetros e características topológicas, são apresentados a seguir.

De modo a reconstruir a rede neural do C. elegans, a partir de informações sobre suas sinapses neurais, inicialmente buscamos um mapa que apresentasse consistência com as informações contidas na literatura (os artigos de White et al. (1986) e Varshney et al.

(2011)). De fato, após uma longa busca, concluímos pela escolha do mapeamento sináptico de Varshney et al. (2011). Contudo, o mapa de Varshney et al. (2011) apresentou inconsistência nos nomes de alguns neurônios, assim como a existência de sinapses não citadas por White et al. (1986) em seu trabalho original. Após uma análise dos neurônios e sinápses inconsistentes, concluímos que o problema se deu no processo de conversão das informações constantes na base de dados de Varshney et al. (2011), para o PDF disponibilizado pelo autor. Para consistir as informações e reconstruir a rede corretamente, implementamos dois programas: TXTFILTER e TXT2NET. O programa TXTFILTER removeu as inconsistências do mapa, a partir da lista de nomes de neurônios disponibilizada por White et al. (1986). O processo, consistiu em uma compilação de 5 passagens, removendo inconsistências e validando o arquivo resultante a cada passagem.

Feito isto, convertemos o mapa de sinapses neurais em uma rede Pajek, não dirigida e procedemos ao cálculo de seus parâmetros. De posse dos valores do grau médio ($< k >$) e do caminho mínimo médio (L) da rede, criamos redes artificiais equivalentes para comparação: aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Criadas as redes, calculamos seus parâmetros e comparamos os resultados com os do C. elegans para verificar se seria possível concluir a sua topologia, a partir destes dados. Também realizamos ataques aleatórios e coordenados à sua estrutura a fim de testar a sua resistência. Por fim, calculamos a distribuição de graus da rede e comparamos os gráficos resultantes, com os gráficos típicos de redes com topologia aleatória, livre de escala e mundo pequeno, para determinar a sua topologia.

Estes procedimentos metodológicos são apresentados a seguir:

(1) Escolher o mapa de sinapses neurais do C. elegans, a ser utilizado na pesquisa;

(2) Verificar a consistência do mapa: se o mapa for consistente, utilizá-lo, seguindo para o passo 3, caso contrário, ir para o passo 1;

(3) Corrigir erros existentes no mapa, tais como nomes de neurônios e sinapses incorretas;

(4) Converter o mapa de sinapes neurais em uma rede no formato Pajek;

(5) Calcular os parâmetros da rede neural do C. elegans;

(6) Criar redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno;

(7) Calcular os parâmetros das redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(8) Realizar ataques aleatórios e coordenados à rede do C. elegans;

(9) Realizar ataques aleatórios e coordenados às redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(10) Desenhar os gráficos das distribuições de graus, assim como, os histogramas dos coeficientes de aglomeração, caminhos mínimos médios e eficiências das redes C. elegans, aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(11) Analisar os resultados obtidos, a fim de determinar a topologia da rede do C. elegans e validar a metodologia de análise de redes utilizada nesta pesquisa.

Os resultados obtidos a partir da aplicação desta metodologia são apresentados a seguir.

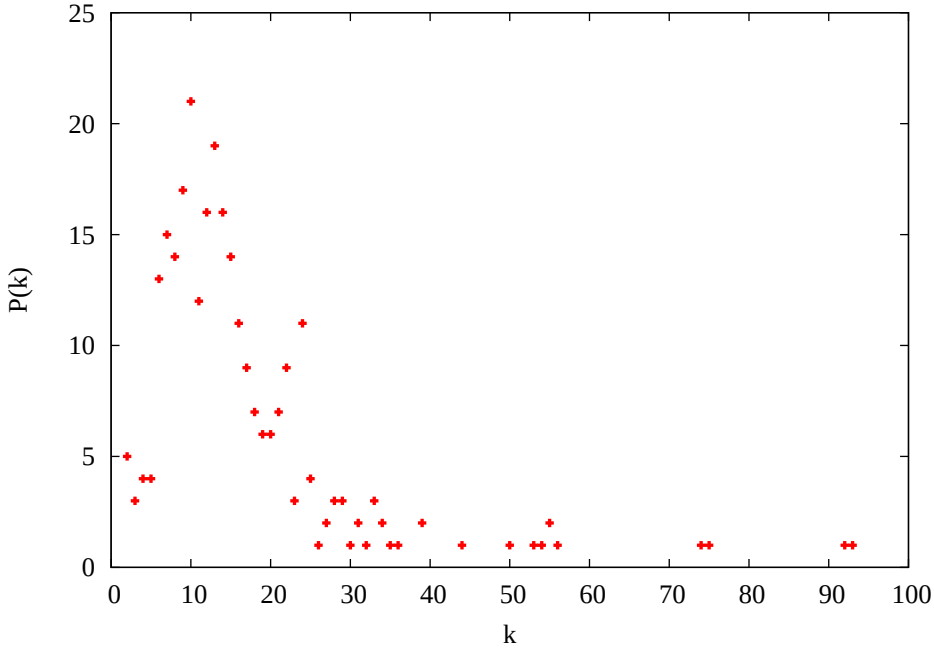
3.2 Análise da rede neural do C. elegans

Comparando os resultados obtidos a partir do cálculo dos parâmetros da rede neural do C. elegans, com os mesmos parâmetros de uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo (na verdade a média dos valores obtidos a partir de um conjunto de 100 redes de cada tipo), observamos que a rede neural do animal, apresenta eficiência global ($E(G)$) aproximadamente igual à da rede aleatória. Por outro lado, sua eficiência local (E_{loc}) é muito maior que a desta rede. Este fenômeno foi observado por Latora e Marchiori (2001), que concluiu que redes do tipo mundo pequeno apresentam esta característica.

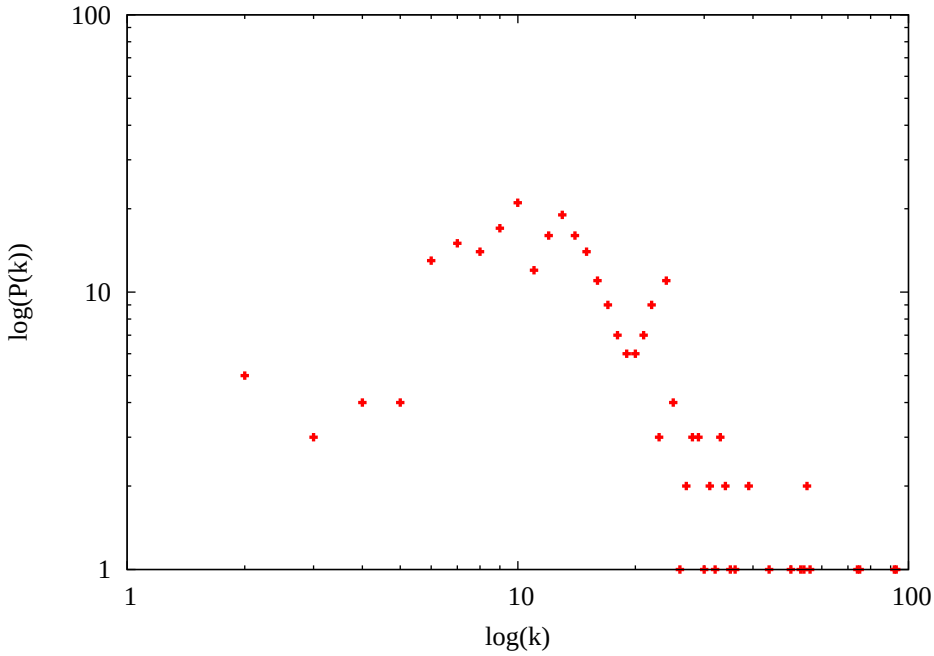
Comparando o coeficiente de aglomeração médio (C_{WS}) e o caminho mínimo médio (L), com a mesma rede verificamos, mais uma vez que a rede neural apresenta comportamento *small-world*, segundo o critério definido por Watts e Strogatz (1998). Esta comparação foi possível, pois a rede do C. elegans é esparsa (apresenta densidade baixa) e conectada, atendendo às exigências de Watts e Strogatz (1998) para esta comparação. A tabela 3.1 e a Figura 3.3 apresentam estes resultados. Por outro lado, o estudo da distriguição de graus desta rede revelou características de uma rede livre de escala, o que pode significar que ela é ao mesmo tempo *small-world* e *livre de escala*. A Figura 3.2 apresenta a distribuição de graus da rede neural do C. elegans.

Tabela 3.1: Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	279	2288	0,059011	16,41	0,337767	2,44	0,449861	0,673457
Aleatória	279	2289	0,059024	16,41	0,059712	2,30	0,469846	0,529856
Livre de Escala	279	4423	0,114051	31,71	0,940092	1,89	0,557025	0,970046
Mundo Pequeno	279	2981	0,076868	21,37	0,074506	2,10	0,508870	0,537253



(a) Distribuição de graus da rede neural do C. elegans.



(b) Distribuição de graus da rede neural do C. elegans no gráfico log × log.

Figura 3.2: Estudo da distribuição de graus da rede neural do C. elegans. Fonte: Autor.

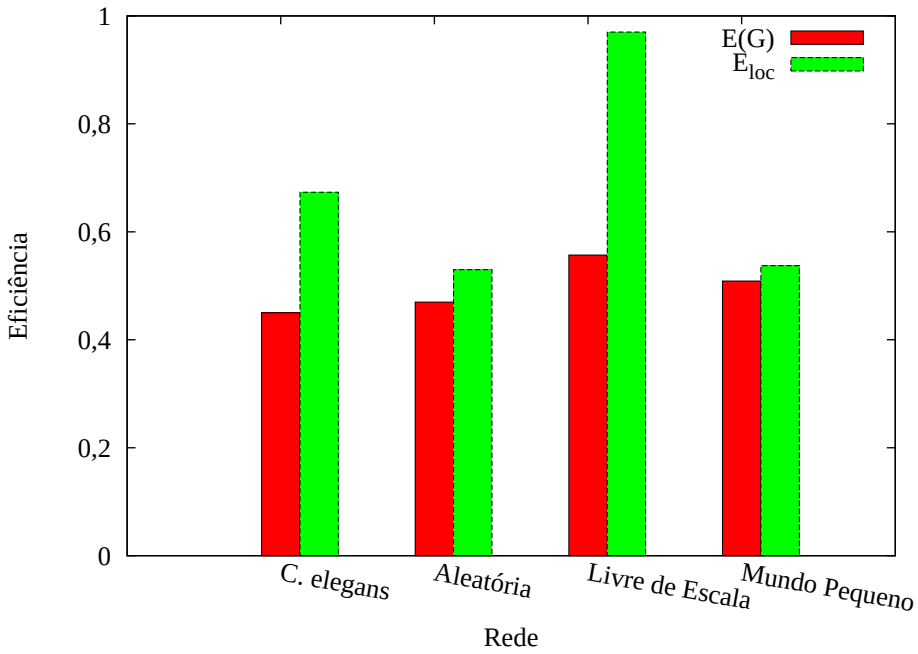


Figura 3.3: Comparação da eficiência da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

3.2.1 Simulação de ataques

A fim de testar a resistência da rede neural do C. elegans, realizamos ataques aleatórios e coordenados à sua estrutura.

3.2.1.1 Remoção aleatória de arestas

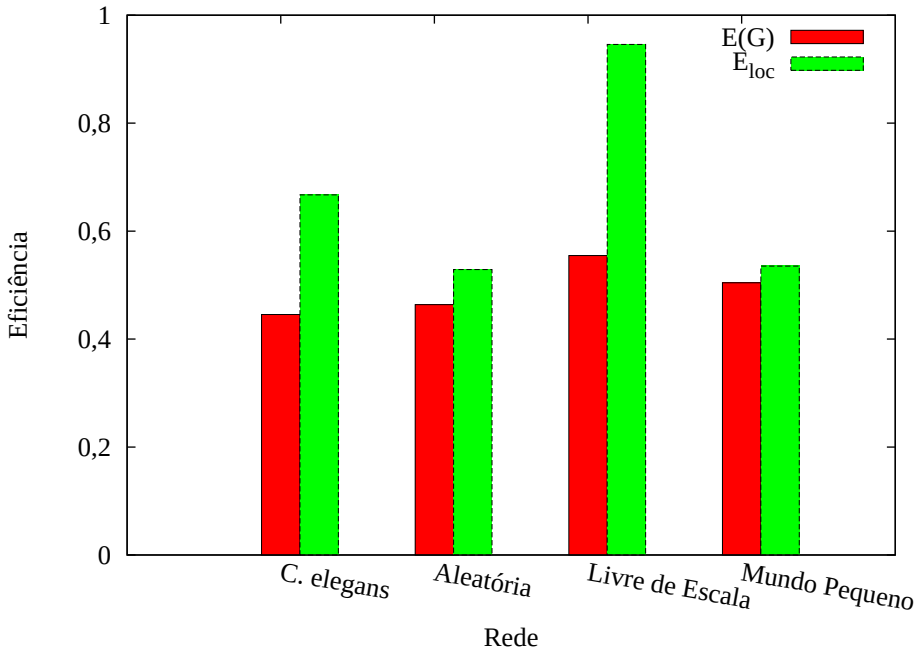
Comparando os resultados dos ataques aleatórios (remoção de 20% das arestas) realizados à rede neural do C. elegans, verificamos que esta apresentou resistência superior à da rede aleatória e também da rede artificial *small-world*. Este resultado seria esperado para uma rede com características de livre de escala. As Tabelas 3.2 e 3.3 e a Figura 3.4 apresentam estes resultados.

Tabela 3.2: Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção de 20% das arestas.

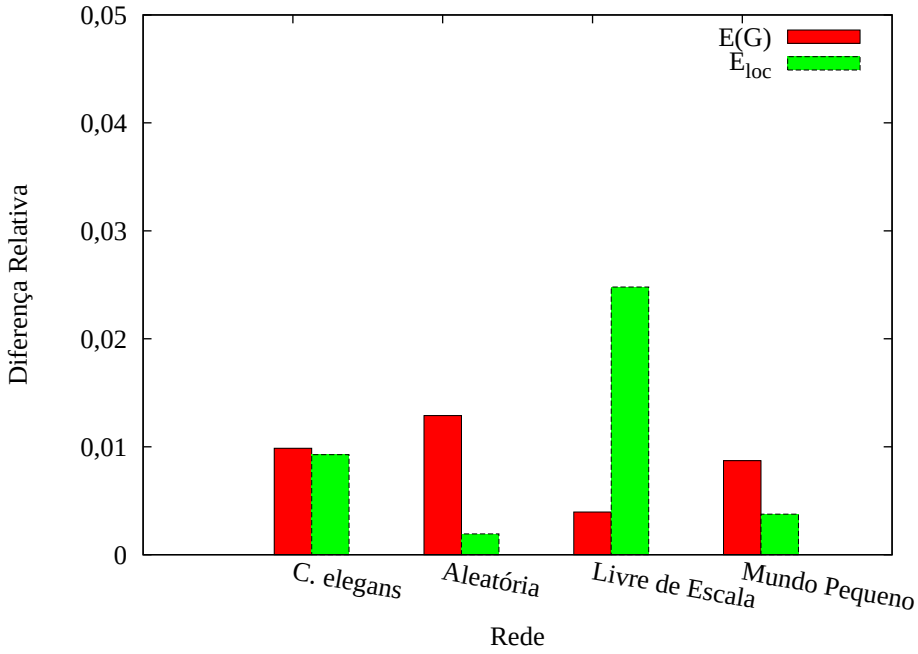
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	279	2195	0,056613	15,74	0,325491	2,41	0,445425	0,667219
Aleatória	279	2193	0,056548	15,72	0,057669	2,33	0,463790	0,528835
Livre de Escala	279	4252	0,109641	30,48	0,891985	1,89	0,554821	0,945992
Mundo Pequeno	279	2875	0,074134	20,61	0,070475	2,12	0,504435	0,535238

Tabela 3.3: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	0,036345	0,009885	0,009861	0,009263
Aleatória	0,034214	0,013499	0,012889	0,001927
Livre de Escala	0,051173	0,002333	0,003957	0,024797
Mundo Pequeno	0,054103	0,009966	0,008715	0,003751



(a) Comparação da eficiencia da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

Figura 3.4: Estudo da eficiência da rede neural do C. elegans, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

3.2.1.2 Remoção dos hubs

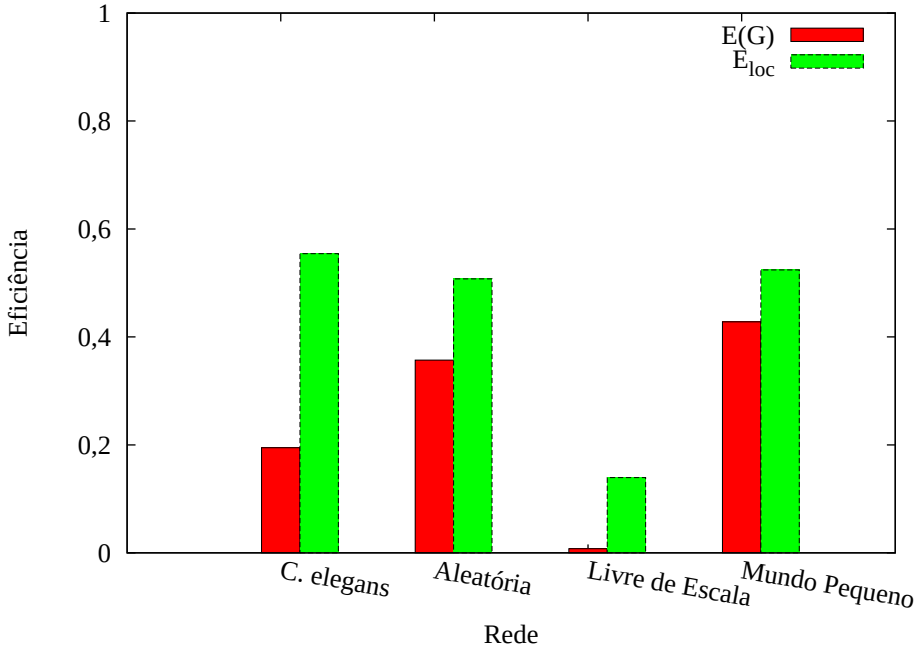
A remoção dos *hubs* mostrou que a rede do C. elegans é mais frágil a ataques coordenados que as redes aleatória e mundo pequeno. Mais uma vez corroborando a hipótese de que esta rede apresenta características de rede livre de escala. As Tabelas 3.4 e 3.5, assim como a Figura 3.5, apresentam estes resultados.

Tabela 3.4: Comparação dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção dos hubs.

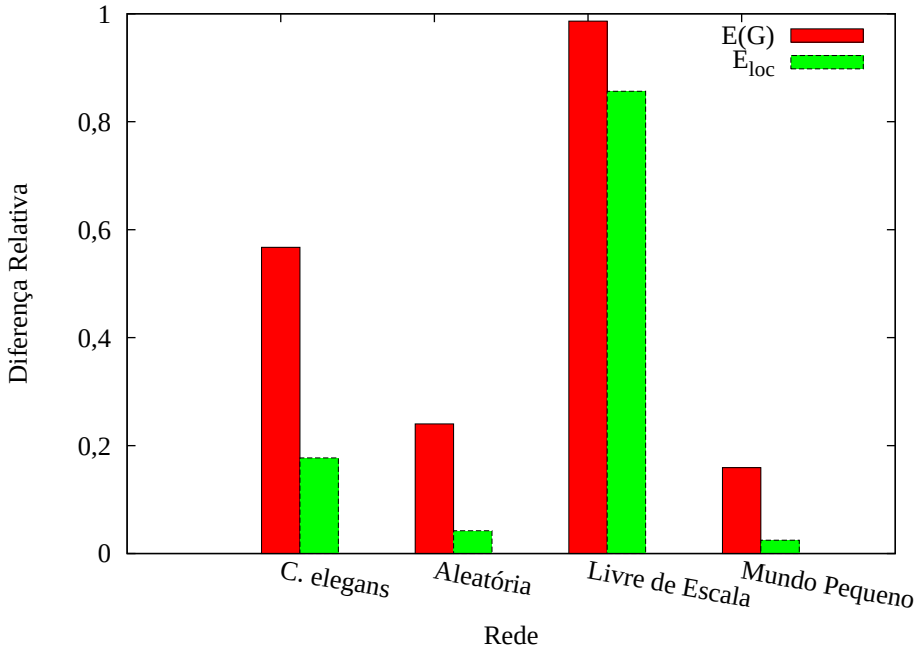
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	184	392	0,023313	4,27	0,219085	6,46	0,194692	0,554216
Aleatória	154	428	0,036330	5,56	0,034502	3,12	0,357031	0,507511
Livre de Escala	262	168	0,004914	1,28	0,000000	2,00	0,007586	0,139313
Mundo Pequeno	146	613	0,057912	8,40	0,047974	2,57	0,427893	0,523987

Tabela 3.5: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção dos hubs, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	0,351372	0,622899	0,567217	0,177058
Aleatória	0,422193	0,262026	0,240111	0,042172
Livre de Escala	1,000000	0,055830	0,986381	0,856385
Mundo Pequeno	0,356106	0,181553	0,159131	0,024692



(a) Comparação da eficiência da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção dos hubs.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência da rede neural do C. elegans com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção dos hubs, em relação às redes iniciais.

Figura 3.5: Estudo das eficiências da rede neural do C. elegans, após a remoção dos hubs. Fonte: Autor.

3.3 Análise das redes de cooperação e colaboração do APL

A Tabela 3.6, apresenta os resultados obtidos a partir do cálculo dos parâmetros das redes de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL. Analisando estes resultados percebe-se que, em todas as redes, a densidade (Δ) é menor do que $0,01$, ou seja, as redes analisadas estão fortemente desconectadas e o percentual de relações existentes é muito baixo em relação ao que seria possível. Isto significa que as empresas estão realizando menos de 1% das parcerias que seriam possíveis.

Em todas as redes o caminho mínimo médio (L), o menor caminho entre dois atores, foi pequeno e um caminho mínimo médio curto representa uma maior rapidez no fluxo de informações da rede (redes de mundo pequeno apresentam caminhos mínimos médios pequenos). Contudo, devido à baixa densidade observada, sabe-se que poucos atores estão conectados, o que significa que embora o valor de L seja baixo, isso não representa uma maior rapidez nas comunicações na rede, pois as informações chegam a poucas empresas.

O grau médio, que determina a quantidade média de relações existentes entre os atores, para a rede de cooperação de informação, apresentou um valor mais alto que nas demais redes, mas isto ocorreu devido à atuação das entidades de apoio (SEBRAE, SENAC e SENAI). Ou seja, as entidades têm desempenhado forte papel para o processo de difusão de conhecimento no APL. Na rede de cooperação de aprendizagem, o valor do grau médio também foi maior que nas outras redes (cooperação de compra, cooperação de defesa de interesses, cooperação de produção, cooperação de promoção). Contudo, mais uma vez, este fato se deu pela atuação das entidades de apoio.

O resultado do coeficiente de aglomeração médio (C_{WS}) evidenciou o quão desarticuladas estão as empresas constituintes do APL, pois a probabilidade de uma empresa estabelecer uma relação com outra empresa, a partir de uma relação preexistente é nula. Apenas na rede de cooperação de informações é que se tem, aproximadamente, 3% de chances disto ocorrer (redes de mundo pequeno apresentam coeficiente de aglomeração médio alto, em comparação com uma rede aleatória com o mesmo número de vértices e grau médio, segundo Watts e Strogatz (1998)).

A análise evidenciou fragilidades nas estruturas das redes sociais constituídas pelas empresas da cadeia produtiva do turismo na região da Costa dos Corais. De fato, a análise revelou que poucas empresas estabelecem relações de cooperação entre si. Uma observação cuidadosa dos atores envolvidos revelou que os poucos resultados positivos obtidos (rede de cooperação de aprendizagem e rede de cooperação de informação) se devem, quase que exclusivamente às entidades de apoio (destacando o SEBRAE e o SENAC). A remoção de tais entidades tornaria, de fato, tais redes completamente desconexas, o que evidencia a fragilidade das redes de cooperação e colaboração do APL da Costa dos

Corais, fenômeno já observado por Pereira, Freitas e Sampaio (2007), quando estudaram o APL de Confecções de Salvador.

Tabela 3.6: Comparação dos parâmetros das redes de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L
Cooperação de Aprendizagem	108	51	0,008827	0,944444	0,000000	3,420168
Cooperação de Compra	98	6	0,001262	0,122449	0,000000	1,500000
Cooperação de Defesa de Interesses	98	7	0,001473	0,142857	0,000000	1,642857
Cooperação de Informação	154	99	0,008403	1,285714	0,029499	3,694937
Cooperação de Produção	107	17	0,002998	0,317757	0,000000	1,617647
Cooperação de Promoção	103	13	0,002475	0,252427	0,000000	1,964286

Além de evidenciar a existência de poucas relações de cooperação e colaboração no APL em estudo, a análise dos parâmetros das redes sociais existentes no arranjo, nos fizeram perceber que não poderíamos utilizar o critério proposto por Watts (1999) para determinar se estas redes possuem topologia de mundo pequeno. Watts (1999) propõem comparar o coeficiente de aglomeração médio e o caminho mínimo médio da rede em estudo, com os mesmos parâmetros de uma rede aleatória equivalente (mesmo número de vértices e grau médio). Contudo, para que esta comparação seja possível, a rede analisada precisa estar conectada, o que não ocorre com nenhuma das redes de cooperação e colaboração do APL da Costa dos Corais. Assim, propomos outro critério: o da eficiência. Latora e Marchiori (2001) demonstraram que é possível determinar se uma rede tem características de *mundo pequeno*, comparando suas eficiências global e local com redes aleatórias equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).

Por outro lado, decidimos validar a utilização da eficiência como parâmetro para identificação da topologia de uma rede. Este procedimento e seus resultados são discutidos a seguir.

3.4 Análise do domínio de validade da eficiência

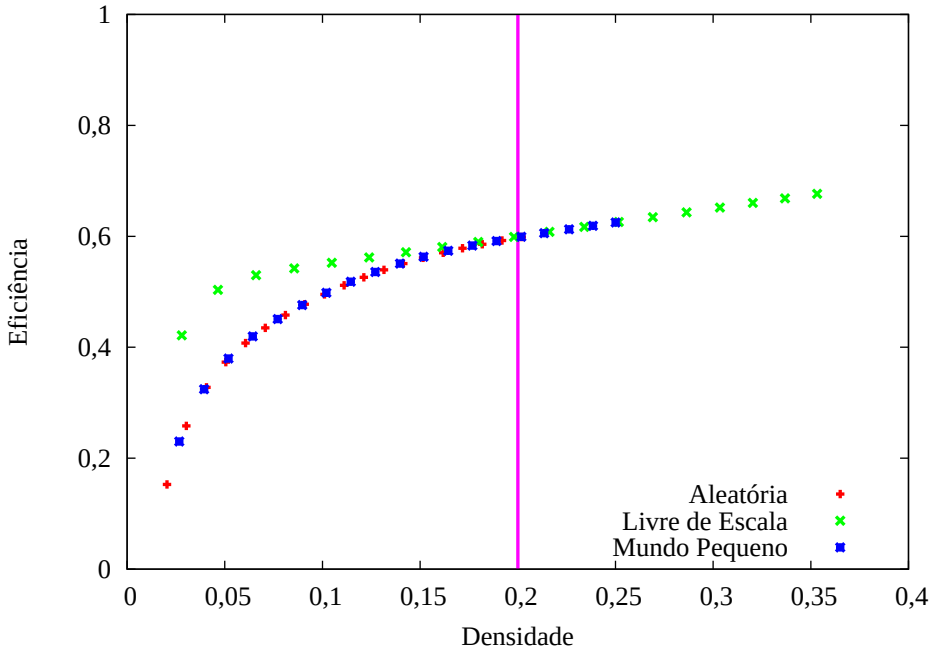
A fim de descobrir o domínio de validade da eficiência [3] como parâmetro para determinação da topologia de uma rede, criamos 21003 redes artificiais, com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno e densidades (Δ) variando de $0,01$ a $0,5$. Feito isto, plotamos os gráficos das densidades contra as eficiências e determinamos o ponto em que a eficiência deixaria de fornecer um critério confiável para determinação da topologia da rede. As Figuras 3.6(a) e 3.6(b) apresentam, respectivamente, a variação da eficiência global ($E(G)$) e local (E_{loc}) das redes analisadas. O estudo destes gráficos demonstrou que, redes com topologia livre de escala apresentam eficiência global ($E(G)$) muito maior que redes aleatórias equivalentes quando a densidade é menor que $0,2$, enquanto que redes de mundo pequeno apresentam eficiência global aproximadamente igual a redes aleatórias equivalentes, independente da densidade. Fato já observado por Latora e Marchiori (2001). Por outro lado, redes com topologia livre de escala apresentam eficiência local (E_{loc}) muito maior que as redes aleatória e mundo pequeno, independente da densidade.

Segundo Latora e Marchiori (2001) as redes de mundo pequeno apresentam eficiência local (E_{loc}) muito maior que as redes aleatórias. Contudo, nós somente observamos este comportamento, quando a densidade da rede ficou abaixo de $0,07$.

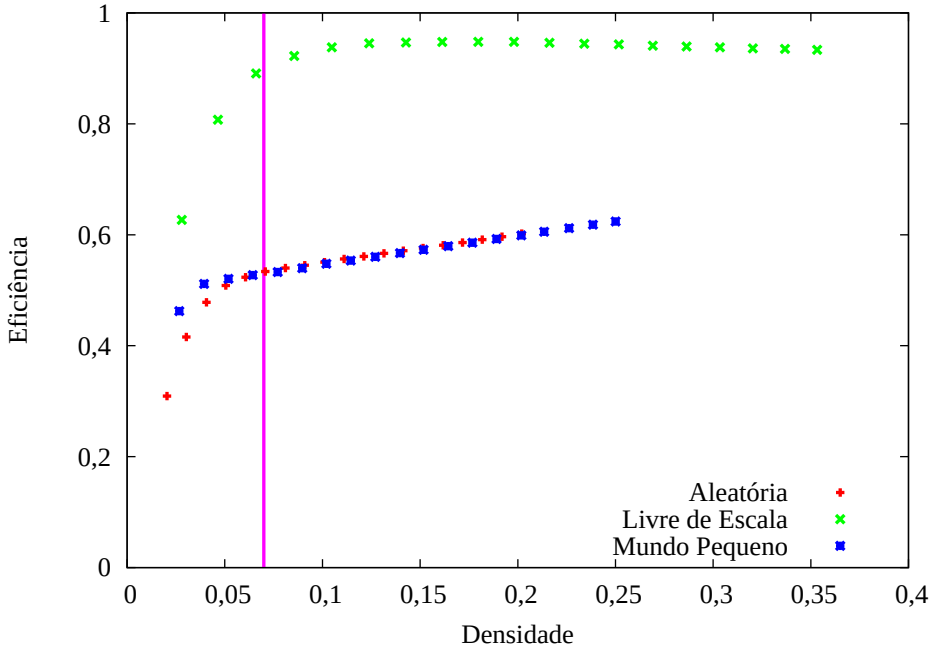
Assim, consideramos que a eficiência pode ser utilizada com segurança para determinar se uma rede possui topologia livre de escala, desde que a densidade esteja abaixo de $0,2$, e para determinar se possui topologia de mundo pequeno, desde que possua densidade abaixo de $0,07$.

Também verificamos a variação da eficiência, quando da ocorrência de ataques aleatórios a redes com topologia aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Neste caso, observamos que redes livres de escala apresentam queda mais rápida de suas eficiências global ($E(G)$) e local (E_{loc}) que redes aleatórias e de mundo pequeno, quando suas arestas são removidas. A Figura 3.7 ilustra este comportamento.

[3] O domínio de validade da eficiência é a faixa de valores da densidade do grafo, onde é possível determinar a topologia da rede utilizando, unicamente, as eficiências global e local como parâmetro.

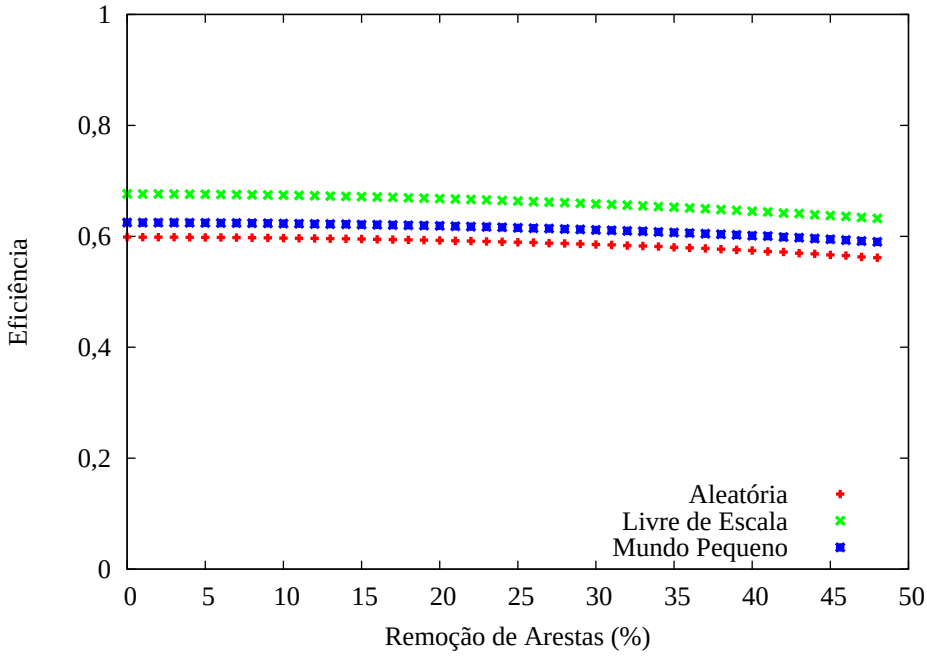


(a) Variação da eficiência global de acordo com a variação da densidade.

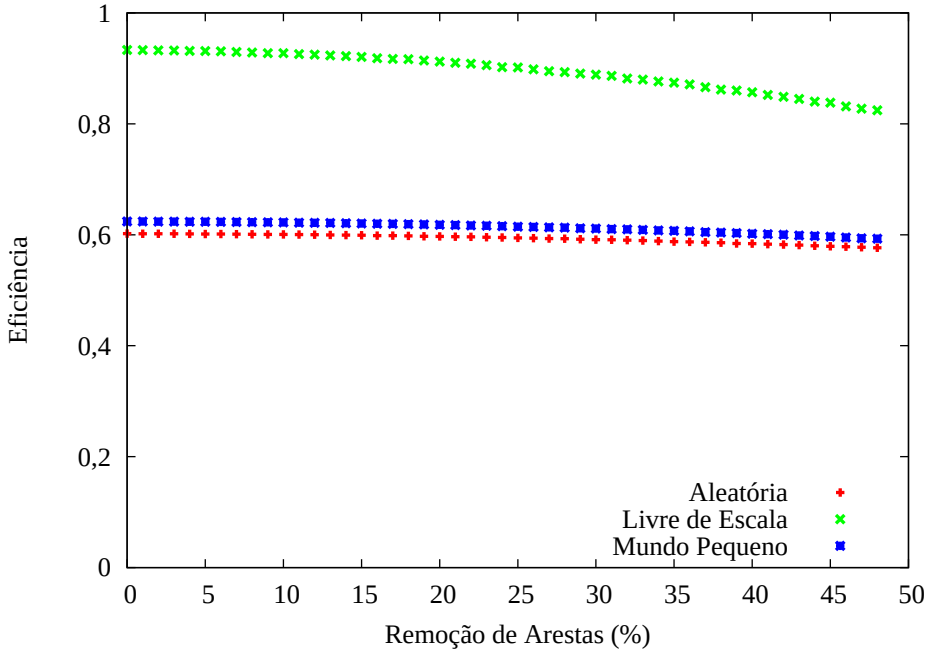


(b) Variação da eficiência local de acordo com a variação da densidade.

Figura 3.6: Variação das eficiências global e local de acordo com a variação das densidades das redes estudadas: aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Fonte: Autor.



(a) Variação da eficiência global de acordo com o percentual de remoção de arestas.



(b) Variação da eficiência local de acordo com o percentual de remoção de arestas.

Figura 3.7: Variação das eficiências global e local de acordo com o percentual de remoção de arestas das redes estudadas: aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Fonte: Autor.

3.5 Análise da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL

O estudo das características das redes de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, mostrou que as poucas relações existentes se davam devido a afinidade entre os atores envolvidos. Assim, calculamos a distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL, e determinamos os valores mínimo, médio e máximo de semelhança entre estas, para que ocorresse uma relação de cooperação e/ou colaboração. A afinidade entre duas empresas i e j foi definida como $A_{f_{ij}} = \frac{1}{n_{questões}} \sum_{k=1}^{n_{questões}} i_k = j_k$, onde $n_{questões}$ corresponde ao número de questões no questionário e k é a $k-ésima$ questão considerada. A Figura 3.8 apresenta o histograma da distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL da Costa dos Corais/AL. Sendo os valores mínimo, médio e máximo de semelhança entre os atores, respectivamente, 0.07, $0,33$ e $0,64$.

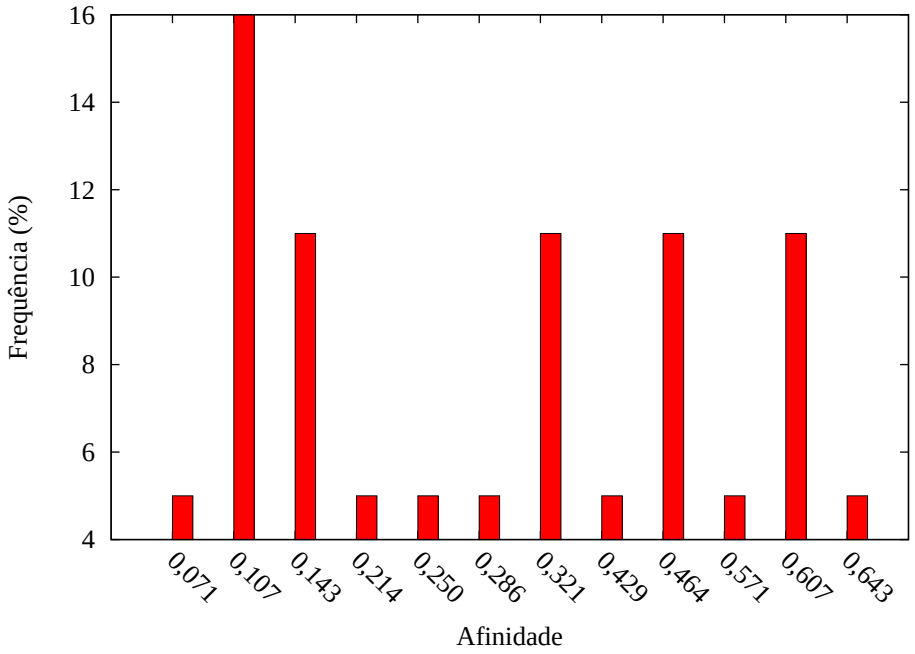


Figura 3.8: Distribuição de frequência das afinidades entre as empresas do APL da Costa dos Corais/AL. Fonte: Autor.

3.6 Modelos propostos

A partir da análise dos dados coletados no APL de turismo da Costa dos Corais, percebemos que as relações de cooperação e colaboração se davam segundo afinidade entre as empresas que se conectavam. Este afinidade foi definida pela equação

$$A_{f_{ij}} = \frac{1}{n_{atributos}} \sum_{k=1}^{n_{atributos}} i_k = j_k, \tag{3.1}$$

onde $n_{atributos}$ é o número de atributos considerados para determinação da afinidade, i e j são dois indivíduos e k é o $k - ésimo$ atributo de cada indivíduo.

Levando em consideração que as empresas se relacionavam devido à existência de afinidade entre elas, elaboramos três modelos evolutivos, capazes de simular as mudanças que os padrões de afinidade sofrem com o tempo, fazendo com que atores que antes se relacionavam, devido à existência de afinidade, a não mais se relacionarem, por terem suas semelhanças diminuídas.

Este comportamento pode ser observado também em redes de amizade. Consideremos o exemplo de uma classe de alunos. No primeiro dia de aula, os alunos ainda não se conhecem e ainda não estabeleceram relações de amizade entre eles. No entanto, devido à proximidade, e talvez, outras características, como vestiário ou forma de falar, entre outros, alguns alunos procuram se conhecer, conversando e trocando ideias. Caso haja alguma afinidade entre eles, uma amizade começará, caso contrário, a relação talvez termine pouco tempo depois. Nos casos em que houve afinidade entre os atores, a relação que se estabelece influenciará ambos os atores em seus gostos e escolhas. Um ator passará a gostar de coisas que antes não havia experimentado, enquanto poderá se afastar de outras que antes apreciava, devido à necessidade de se ajustar ao novo relacionamento. Esta mudança de padrão fará com que este ator passe a ter mais semelhança com os outros atores de seu novo círculo de amizades, pois passará a ter mais afinidade, com estes atores, enquanto diminuirá sua semelhança com outros, afastando-se deles.

A partir desta constatação, estabelecemos então três modelos evolutivos (baseado em afinidade - *affinity*, baseado em centralidade - *centrality* e baseado em afinidade com preservação dos atores mais centrais - *elite*) representativos das redes de cooperação e colaboração existentes no APL em estudo. Assim, passamos então a representar cada ator por um cromossomo, o qual será caracterizado em função dos atributos que cada indivíduo possua. Serão esses atributos que definirão a maior ou menor afinidade entre os atores da rede e, consequentemente, a existência ou não de relações de cooperação e colaboração entre eles.

Em nosso modelo, representamos um cromossomo por uma sequência de números

binários. Cada número representando um atributo do ator. A existência do atributo é representada pelo número 1, enquanto sua ausência é representada pelo número 0.

Cada um dos modelos implementados utiliza estratégias evolutivas diferentes: o modelo *affinity*, favorece o estabelecimento de relações com atores que possuam afinidade entre si; o modelo *centrality*, procura estabelecer relações entre atores com pouca centralidade e atores com elevada importância na rede; o modelo *elite* assemelha-se ao modelo *affinity*, buscando o estabelecimento de relações entre indivíduos afins, mas procurando aprender com os atores de maior influência, como selecionar parceiros de modo a maximizar a eficiência de toda a rede.

Para facilitar o entendimento das características de cada um destes modelos, consideremos cinco atores, cujos cromossomos (compostos por cinco genes binários, zeros e uns) são apresentados na Tabela 3.7. Nas próximas seções, utilizaremos estes atores para construir redes de relacionamentos, baseados em afinidade, e evoluiremos essas redes utilizando cada um dos três modelos implementados. Em cada exemplo, consideraremos 40% de *afinidade* entre os indivíduos, 50% de *crossover* e 10% de *mutação* [4].

Tabela 3.7: Codificação dos cromossomos de cinco indivíduos hipotéticos.

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,0,1
v2	1,0,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	1,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

[4]Os percentuais de afinidade, crossover e mutação, para os exemplos deste capítulo, foram determinados considerando o número de genes (5) dos cromossomos e de modo que a evolução ocorresse rápido o bastante para que os exemplos pudessem ser comentados e entendidos.

3.6.1 Modelo Affinity

Este modelo tem por principal característica o estabelecimento de relações entre indivíduos que possuam afinidade entre si. Podemos explicar seu funcionamento da seguinte forma: (i) para cada geração, grava-se a rede de relações, na forma de uma matriz de adjacência; (ii) feito isto, para cada par de indivíduos que possuam uma percentagem mínima especificada de semelhança genética (limiar de afinidade) realiza-se um cruzamento (crossover) entre eles; (iii) depois disto, de acordo com a probabilidade de mutação especificada, ocorrerá uma mutação nos genes de cada indivíduo. A seleção de genes para cruzamento e mutação ocorre de forma aleatória.

O procedimento a seguir detalha estas operações, na forma de um algoritmo:

(1) *População inicial*: um conjunto de n indivíduos é selecionado a partir da população fornecida e a rede de relacionamentos é criada;

(2) *Salva a geração* 0: a primeira geração é salva;

(3) *Seleciona genes para crossover*: seleciona genes para crossover, segundo a probabilidade de seleção de genes determinada;

(4) *Crossover*: se um par de indivíduos possui afinidade (semelhança genética) realiza-se um crossover entre eles, de acordo com a probabilidade P_{cross}. Este valor é calculado pela fórmula

$$P_{cross} = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , \textit{indivíduo i possui um gene k marcado para} \text{ crossover} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}. \quad (3.2)$$

No caso da ocorrência de crossover, um indivíduo i receberá o gene k de um indivíduo j e vice-versa;

(5) *Seleciona genes para mutação*: seleciona genes para mutação, segundo a probabilidade de seleção de genes determinada;

(6) *Mutação*: uma mutação é realizada em cada indivíduo, de acordo com a probabilidade P_{mut}. Este valor é calculado pela fórmula

$$P_{mut} = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , \textit{indivíduo i possui um gene k marcado para} \text{ mutação} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}. \quad (3.3)$$

No caso da ocorrência de mutação, um indivíduo i terá seu gene k modificado (se o gene contiver o valor 1, este será alterado para 0 e vice-versa);

(7) *Conecta os semelhantes*: se dois indivíduos possuem um mínimo de afinidade, $A_{f_{ij}} \geq Af$, eles serão conectados. A propriedade Af é o percentual desejado de semelhança

entre os cromossomos dos indivíduos e $A_{f_{ij}}$ é calculada através da fórmula

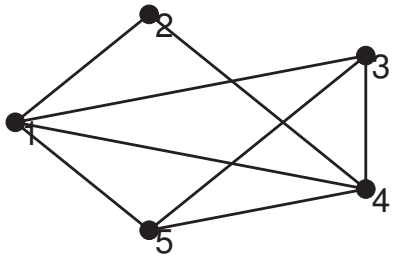
$$A_{f_{ij}} = \frac{1}{n_{genes}} \sum_{k=1}^{n_{genes}} i_k = j_k, \tag{3.4}$$

onde n_{genes} é o número de genes considerados para determinação da afinidade, i e j são dois indivíduos e k é o $k-$*ésimo* gene de cada indivíduo;

(8) *Salva a geração g*: a geração atual é salva;

(9) Vai para o passo 3.

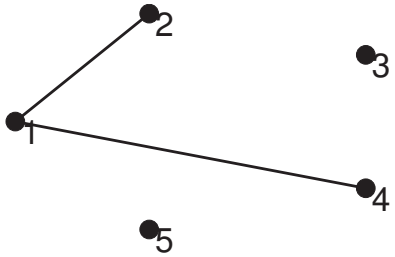
A Figura 3.9 apresenta um exemplo da evolução de uma rede, inicialmente desconectada, formada pelos indivíduos apresentados na Tabela 3.7. Observando a evolução da rede, Figuras 3.9(a), 3.9(c), 3.9(e) e 3.9(g), percebemos que, com exceção dos atores $v2$ e $v3$, todos os demais atores possuem no mínimo 40% de afinidade entre si. Deste modo, a rede resultante da primeira interação (geração) do algoritmo, será um grafo conectado. Na segunda geração, entretanto, processos de mutação modificarão o código genético dos indivíduos, tornando os atores $v3$ e $v5$ menos semelhantes, desconectando-os dos demais. Na terceira geração, o ator $v2$, devido à sua interação (crossover) com o ator $v1$, sofrerá uma mudança em seu gene número $v5$, tornando-o mais semelhante ao ator $v4$, e levando-o a estabelecer um relacionamento com ele. Na quarta geração o ator $v3$ sofrerá mutação em seu gene número 2, tornando-se semelhante aos atores $v1$, $v2$ e $v4$, o que fará com que ele estabeleça relacionamentos com estes indivíduos. O ator $v5$, que permaneceu isolado a partir da segunda geração, sofreu processos de mutação, nas gerações 2 e 3, perdendo todos os seus atributos. Caso este tivesse mantido relações com algum outro ator da rede, processos de crossover poderiam ter regenerado seus genes, evitando que ele ficasse isolado na rede.



(a) Rede, geração 1

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,1,1
v2	1,1,0,1,0
v3	0,1,0,0,1
v4	0,1,1,1,1
v5	0,1,0,0,1

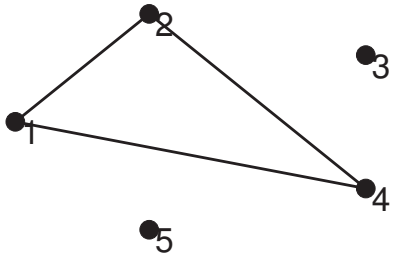
(b) Gens, geração 1



(c) Rede, geração 2

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,1,0,1,1
v2	0,1,0,1,0
v3	0,0,0,0,1
v4	0,1,1,0,1
v5	0,1,0,0,0

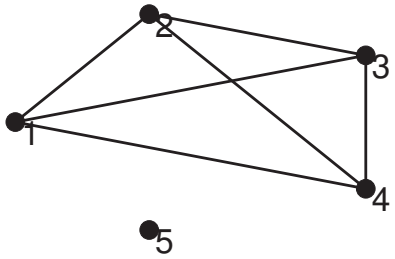
(d) Gens, geração 2



(e) Rede, gção 3

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,1,1,1,1
v2	0,1,0,1,1
v3	0,0,0,0,1
v4	0,1,1,0,1
v5	0,0,0,0,0

(f) Gens, geração 3



(g) Rede, geração 4

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,1,1,1,1
v2	0,1,0,1,1
v3	0,1,0,0,1
v4	0,1,0,1,1
v5	0,0,0,0,0

(h) Gens, geração 4

Figura 3.9: Exemplo de simulação utilizando o modelo *Affinity*. Fonte: Autor.

3.6.2 Modelo Centrality

Este modelo tem por principal característica a busca por parceiros que possuam maior centralidade na rede. Resumidamente, podemos explicar seu funcionamento da seguinte maneira: (i) constrói-se uma rede inicial, baseado na semelhança genética (limiar de afinidade) entre os indivíduos; (ii) para cada geração, grava-se a rede de relações, na forma de uma matriz de adjacência; (iii) feito isto, para cada par de indivíduos, será estabelecida uma conexão, caso um deles possua maior centralidade que o outro; (iv) depois disto, de acordo com a probabilidade de mutação especificada, ocorrerá uma mutação nas arestas entre cada par de indivíduos.

A seguir detalha-se este procedimento:

(1) *População inicial*: um conjunto de n indivíduos é selecionado a partir da população fornecida e a rede de relacionamentos é criada;

(2) *Salva a geração* 0: a primeira geração é salva;

(3) *Conecta os semelhantes*: se dois indivíduos possuem um mínimo de afinidade, $A_{f_{ij}} \geq Af$, entre eles, estes serão conectados. A propriedade Af é o percentual desejado de semelhança entre os cromossomos dos indivíduos e $A_{f_{ij}}$ é calculada através da fórmula

$$A_{f_{ij}} = \frac{1}{n_{genes}} \sum_{k=1}^{n_{genes}} i_k = j_k, \tag{3.5}$$

onde n_{genes} é o número de genes considerados para determinação da afinidade, i e j são dois indivíduos e k é o $k - ésimo$ gene de cada indivíduo;

(4) *Seleção*: para cada par de indivíduos, se um deles possui maior centralidade $C_d(n)$ que o outro, será estabelecida uma aresta entre eles;

(5) *Mutação*: uma mutação é realizada nas arestas entre os indivíduos, de acordo com a probabilidade P_{mut} informada. Caso haja uma aresta entre dois indivíduos i e j, esta será removida e vice-versa;

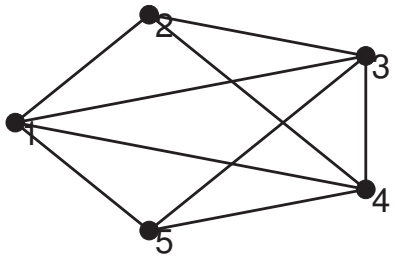
(6) *Salva a geração* g: a geração atual é salva;

(7) Vai para o passo 4.

A Figura 3.10 apresenta um exemplo da evolução de uma rede, inicialmente desconectada, formada pelos indivíduos apresentados na Tabela 3.7. Observando a evolução do grafo, Figuras 3.10(a), 3.10(c), 3.10(e) e 3.10(g), percebemos que este tornou-se um clique[5], logo na primeira geração. Isto ocorreu, pois todos os indivíduos possuíam a

[5] Um grafo completamente conectado denomina-se clique.

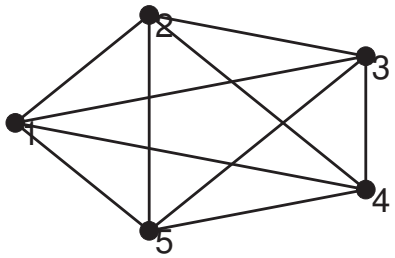
mesma importância, levando o algoritmo a conectar todos eles. Na terceira geração, a aresta entre os vértices $v4$ e $v5$ foi removida, devido a um processo de mutação, apesar de estes atores possuírem 40% de semelhança genética (genes $v2$ e $v5$). Isto aconteceu, pois o algoritmo *centrality*, opera sobre as arestas da rede, levando em conta a afinidade somente na primeira geração. A partir daí, ele trabalha apenas sobre as arestas do grafo. Pelo mesmo motivo, foi mantida a aresta entre os vértices $v1$ e $v2$, embora estes atores possuam apenas 20% de afinidade. Caso a simulação prosseguisse por mais gerações, a rede poderia voltar a ser um clique, mas permaneceria com sua topologia mais ou menos estável, por todo o tempo.



(a) Rede, geração 1

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,0,1
v2	1,0,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	1,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

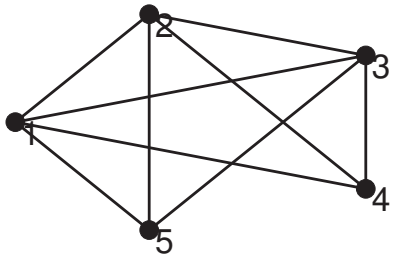
(b) Gens, geração 1



(c) Rede, geração 2

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,0,1
v2	1,0,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	1,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

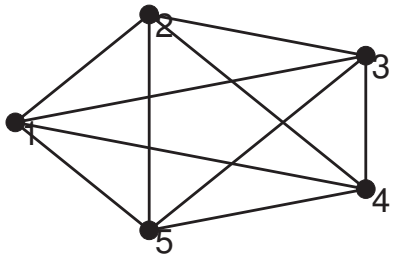
(d) Gens, geração 2



(e) Rede, geração 3

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,0,1
v2	1,0,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	1,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

(f) Gens, geração 3



(g) Rede, geração 4

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,1,0,0,1
v2	1,0,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	1,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

(h) Gens, geração 4

Figura 3.10: Exemplo de simulação utilizando o modelo *Centrality*. Fonte: Autor.

3.6.3 Modelo Elite

Este modelo incorpora ao conceito de afinidade entre pares de indivíduos, a ideia de preservação do indivíduo mais adaptado, em favor de uma maior eficiência da rede. Em poucas palavras, a mecânica do modelo proposto pode ser explicada da seguinte forma: (i) para cada geração, grava-se a rede de relações, na forma de uma matriz de adjacência; (ii), em seguida, calcula-se a aptidão (fitness) de cada indivíduo; (iii) feito isto, para cada par de indivíduos que possuam uma percentagem mínima especificada de semelhança genética (limiar de afinidade) e se pelo menos um dos dois indivíduos for um dos mais adaptados da presente geração, realiza-se um cruzamento (crossover) entre eles; (iv) depois disto, de acordo com a probabilidade de mutação especificada, ocorrerá uma mutação nos genes de cada indivíduo, desde que este não seja um dos indivíduos elite. A seleção de genes para cruzamento e mutação ocorre de forma aleatória.

O procedimento a seguir detalha estas operações, na forma de um algoritmo:

(1) *População inicial*: um conjunto de n indivíduos é selecionado a partir da população fornecida e a rede de relacionamentos é criada;

(2) *Salva a geração* 0: a primeira geração é salva;

(3) *Obtém o ajuste de cada indivíduo*: calcula o *fitness* $F_n = C_d(n)$ de cada indivíduo presente na população. Em nossa abordagem nós definimos o ajuste do indivíduo como a sua centralidade de grau $C_d(n)$ na rede de relacionamentos;

(4) *Seleciona genes para crossover*: seleciona genes para crossover, segundo a probabilidade de seleção de genes determinada;

(5) *Crossover*: se um par de indivíduos possui afinidade (semelhança genética), e um deles é um nos indivíduos mais adaptados da população, realiza-se um crossover entre eles, de acordo com a probabilidade P_{cross} calculada

$$P_{cross} = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , \textit{indivíduo i possui um gene k marcado para} \text{ crossover} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}. \quad (3.6)$$

No caso da ocorrência de crossover, um indivíduo não-elite i receberá o gene k de um indivíduo elite j. Os indivíduos elite nunca trocam seus genes pelos de indivíduos não-elite;

(6) *Seleciona genes para mutação*: seleciona genes para mutação, segundo a probabilidade de seleção de genes determinada;

(7) *Mutação*: uma mutação é realizada em cada indivíduo, de acordo com a probabilidade

P_{mut} calculada

$$P_{mut} = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , \textit{indivíduo i não é um dos mais adaptados} \\ & \textit{e possui um gene k marcado para} \text{ mutação} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}. \tag{3.7}$$

No caso da ocorrência de mutação, um indivíduo i terá seu gene k modificado (se o gene contiver o valor 1, este será alterado para 0 e vice-versa);

(8) *Conecta os semelhantes*: se dois indivíduos possuem um mínimo de afinidade, $A_{f_{ij}} \geq Af$, entre eles, estes serão conectados. A propriedade Af é o percentual desejado de semelhança entre os cromossomos dos indivíduos e $A_{f_{ij}}$ é calculada através da fórmula

$$A_{f_{ij}} = \frac{1}{n_{genes}} \sum_{k=1}^{n_{genes}} i_k = j_k, \tag{3.8}$$

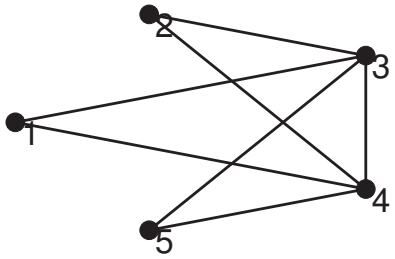
onde n_{genes} é o número de genes considerados para determinação da afinidade, i e j são dois indivíduos e k é o $k - \textit{ésimo}$ gene de cada indivíduo;

(9) *Salva a geração g*: a geração atual é salva;

(10) Vai para o passo 3.

O pseudo-código para este algoritmo é apresentado e discutido no Apêndice B, Algoritmo 9, juntamente com outros algoritmos utilizados nas simulações realizadas neste trabalho.

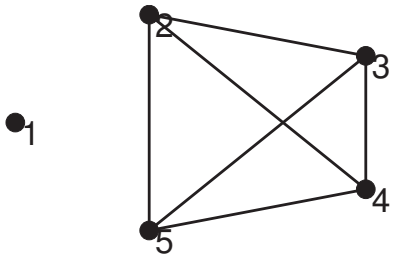
A Figura 3.11 apresenta um exemplo da evolução de uma rede, inicialmente desconectada, formada pelos indivíduos apresentados na tabela 3.7. Observando a evolução da rede, Figuras 3.11(a), 3.11(c), 3.11(e) e 3.11(g), percebemos que, na segunda geração, o ator $v1$ foi desconectado dos demais. Isto ocorreu devido a mutações nos genes 1 e 5 deste ator. Por outro lado, o ator $v2$, devido à sua interação (crossover) com o ator $v3$, teve o seu gene número 5 modificado, tornando-o mais semelhante ao ator $v5$. Este fato levou o algoritmo a conectá-los. Prosseguindo com a simulação, observamos que a rede se estabilizou. Este comportamento é conhecido como *estases* e é típico de processos evolutivos (HUNT, 2007).



(a) Rede, geração 1

Indivíduo	Cromossomo
v1	1,0,0,1,1
v2	0,1,0,1,0
v3	0,1,0,1,1
v4	0,1,0,1,1
v5	0,1,0,0,1

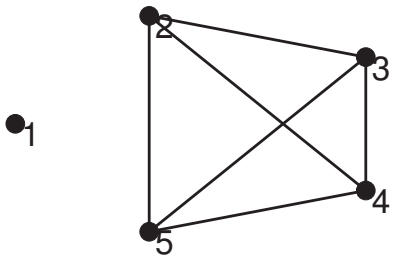
(b) Gens, geração 1



(c) Rede, geração 2

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,0,0,1,0
v2	0,1,0,1,1
v3	0,1,0,1,1
v4	0,1,0,1,1
v5	1,1,0,1,1

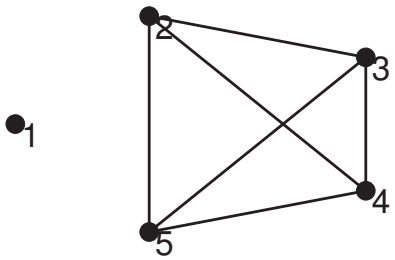
(d) Gens, geração 2



(e) Rede, geração 3

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,0,0,0,0
v2	0,1,0,1,1
v3	0,1,0,1,1
v4	0,1,0,1,1
v5	1,1,0,1,1

(f) Gens, geração 3



(g) Rede, geração 4

Indivíduo	Cromossomo
v1	0,0,0,0,1
v2	0,1,0,1,1
v3	0,1,0,1,1
v4	0,1,0,1,1
v5	1,1,0,1,1

(h) Gens, geração 4

Figura 3.11: Exemplo de simulação utilizando o modelo *Elite*. Fonte: Autor.

Capítulo Quatro

Resultados das Simulações

A fim de testar os modelos evolutivos propostos nesta pesquisa, realizamos um conjunto de simulações, utilizando diferentes parâmetros para o *percentual de afinidade* entre os indivíduos e para a *probabilidade de ocorrência de mutações*. Os valores selecionados para o *percentual de afinidade* foram $33,0\%$, $46,0\%$, $49,0\%$ e $64,0\%$ e os valores da *probabilidade de ocorrência de mutações* foram $0,1\%$, $1,0\%$, agrupados conforme apresentado na Tabela 4.1. Os valores $33,0\%$ e $64,0\%$, para o *percentual de afinidade*, são, respectivamente, o valor médio e o valor máximo observados nas respostas dos questionários. O valor $49,0\%$ é o valor médio entre a média e o valor máximo, enquanto $46,0\%$, foi o valor ideal obtido empiricamente, partindo de $49,0\%$ e subtraindo de uma unidade até obter uma simulação cuja eficiência local E_{loc} coincidisse com a da rede de mundo pequeno equivalente.

De modo a verificar as características topológicas das redes resultantes das simulações, nós comparamos os resultados obtidos com redes equivalentes criadas artificialmente: aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Nós também comparamos os resultados finais com a rede original do APL e com a rede neural do C. elegans (VARSHNEY et al., 2011), uma vez que esta rede foi utilizada por Latora e Marchiori (2001) para definição da eficiência como parâmetro para determinar se uma rede possui topologia de mundo pequeno, assim como por Watts e Strogatz (1998) para definição do modelo *small-world*.

Na próxima seção são detalhados os procedimentos metodológicos seguidos para realização das simulações discutidas mais adiante.

Tabela 4.1: Combinação dos parâmetros *percentual de afinidade*, *probabilidade de ocorrência de mutações* e número de gerações, para realização das simulações.

Grupo	Afinidade	Mutação	Gerações
1	$33,0\%$	$0,1\%$	100
2	$33,0\%$	$1,0\%$	100
3	$46,0\%$	$0,1\%$	500
4	$49,0\%$	$0,1\%$	500
5	$64,0\%$	$0,1\%$	500

4.1 Procedimentos metodológicos

As simulações de nossa pesquisa foram divididas em três etapas: análise da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais; simulações da evolução

da rede de afinidade do APL, utilizando cada um dos modelos implementados; comparação das eficiências das redes obtidas nas simulações, com a eficiência da rede original do APL e a rede neural do C. elegans.

A seguir discutiremos os procedimentos metodológicos empregados na análise da rede cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais e nas simulações.

4.1.1 Análise da rede de cooperação e colaboração do APL

Para análise da rede de cooperação e colaboração do APL, inicialmente, calculamos os seus parâmetros, destacando o coeficiente de aglomeração médio (C_{WS}), o caminho mínimo médio (L) e as eficiências global ($E(G)$) e local (E_{loc}). Feito isto, criamos redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno, com o mesmo número de vértices e grau médio da rede do APL. Em seguida, calculamos os parâmetros destas redes e realizamos ataques aleatórios e coordenados à rede do APL e às redes artificiais criadas anteriormente. De posse destes resultados, construímos os gráficos das distribuições de graus, assim como, os histogramas dos coeficientes de aglomeração, caminhos mínimos médios e eficiências das redes APL, aleatórias, livres de escala e mundos pequenos e analisamos os números e gráficos obtidos, a fim de determinar a topologia da rede em estudo.

Estes procedimentos estão representados no algoritmo a seguir:

(1) Calcular os parâmetros da rede de cooperação e colaboração do APL;

(2) Criar redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno;

(3) Calcular os parâmetros das redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(4) Realizar ataques aleatórios e coordenados à rede do APL;

(5) Realizar ataques aleatórios e coordenados às redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(6) Desenhar os gráficos das distribuições de graus, assim como, os histogramas dos coeficientes de aglomeração, caminhos mínimos médios e eficiências das redes APL, aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(7) Analisar os resultados obtidos, a fim de determinar a topologia da rede do APL.

4.1.2 Simulações

Foram realizados 5 grupos de simulações, conforme indicado na Tabela 4.1. Em cada um destes grupos, foram definidos os valores da *afinidade mínima* e das *taxas de crossover* e *mutação*, assim como o número de gerações para as simulações. Para o grupo 1, foram criadas 203 redes de cada um dos modelos implementados, 100 redes aleatórias, 100 livres de escala e 100 redes de mundo pequeno, totalizando 909 redes artificiais. Para o grupo 2, foram criadas 203 redes de cada um dos modelos implementados, 100 redes aleatórias, 100 livres de escala e 82 redes de mundo pequeno (neste grupo foi criado um número menor de redes de mundo pequeno, pois a densidade da rede obtida com a simulação se tornou alta demais para o algoritmo de criação de redes artificias de mundo pequeno, nos fazendo parar na geração 82), totalizando 891 redes artificiais. Para os grupos 3, 4 e 5 foram criadas 603 redes de cada um dos modelos implementados, 500 redes aleatórias, 500 livres de escala e 400 redes de mundo pequeno (neste grupo foi criado um número menor de redes de mundo pequeno, pela mesma razão do grupo 2, a densidade da rede obtida com a simulação se tornou alta demais para o algoritmo de criação de redes artificias de mundo pequeno, nos fazendo parar na geração 400), totalizando 9627 redes artificiais (3209 redes de cada grupo). A Tabela 4.2 sintetiza estes valores.

Tabela 4.2: Número de redes utilizadas nos 5 grupos de simulações realizadas nesta pesquisa.

Grupo	Affinity	Centrality	Elite	Aleatórias	Livres de Escala	Mundos Pequeno
1	203	203	203	100	100	100
2	203	203	203	100	100	82
3	603	603	603	500	500	400
4	603	603	603	500	500	400
5	603	603	603	500	500	400

Os procedimentos metodológicos realizados estão descritos no algoritmo a seguir e os resultados obtidos, assim como seus significados, são discutidos nas próximas cinco seções:

(1) Construir a rede de afinidade do APL, a partir do cruzamento das respostas dos questionários;

(2) Determinar o valor da *afinidade mínima* e das *taxas de crossover* e *mutação* a serem utilizadas nas simulações;

(3) Simular a evolução da rede utilizando os modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite*;

(4) Calcular os parâmetros das redes geradas pelos modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite*;

(5) Analisar os resultados obtidos, a fim de determinar as topologias das redes geradas pelos modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite* e estudar as características evolutivas destes modelos.

(6) Criar redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno, equivalentes às geradas nas simulações utilizando os modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite*;

(7) Calcular os parâmetros das redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(8) Realizar ataques aleatórios e coordenados às redes geradas pelos modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite*;

(9) Realizar ataques aleatórios e coordenados às redes aleatórias, livres de escala e mundos pequenos;

(10) Desenhar os histogramas dos coeficientes de aglomeração, caminhos mínimos médios e eficiências das redes geradas pelos modelos *Affinity*, *Centrality* e *Elite*, assim como os gráficos da evolução das eficiências global e local;

(11) Desenhar os histogramas dos coeficientes de aglomeração, caminhos mínimos médios e eficiências das redes Elite, aleatórias, livres de escala e mundos pequenos, assim como os gráficos da evolução de suas eficiências globais e locais;

(12) Analisar os resultados obtidos, a fim de determinar as características das redes geradas pelo modelo Elite.

4.2 Análise da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL

Para que pudêssemos avaliar nossos modelos, calculamos e analisamos os parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL. A tabela 4.3 apresenta estes resultados.

Podemos observar que a rede do APL apresenta densidade (Δ) muito baixa, menos de 1%. De fato, o coeficiente de aglomeração (C_{WS}) desta rede é nulo, significando que a rede é extremamente desconectada e que não existem muitas chances de ocorrerem novas parcerias, a partir de relações de cooperação e colaboração pré-existentes. O caminho mínimo médio (L) da rede é pequeno, mas este fato não significa rapidez nas comunicações entre as empresas da rede do APL, devido à baixa densidade da mesma.

Resultados semelhantes foram obtidos quando analisamos as seis redes de cooperação e colaboração do APL, isoladamente.

A eficiência global ($E(G)$) da rede é extremamente baixa, significando lentidão nas trocas de informações no APL. A eficiência local (E_{loc}) da rede também é extremamente baixa, significando baixa resistência a ataques aleatórios e coordenados. A Figura 4.1, compara os valores das eficiências do APL, com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno, mostrando que a rede do APL apresenta um desempenho inferior às redes livre de escala e mundo pequeno.

Tabela 4.3: Comparação dos parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	93	18	0,004208	0,387097	0,000000	2,076923	0,007402	0,037634
Aleatória	93	19	0,004441	0,408602	0,000000	1,593750	0,005746	0,032258
Livre de Escala	93	65	0,015194	1,397849	0,000000	1,750000	0,022896	0,155914
Mundo Pequeno	93	64	0,014960	1,376344	0,000000	1,954545	0,023633	0,155914

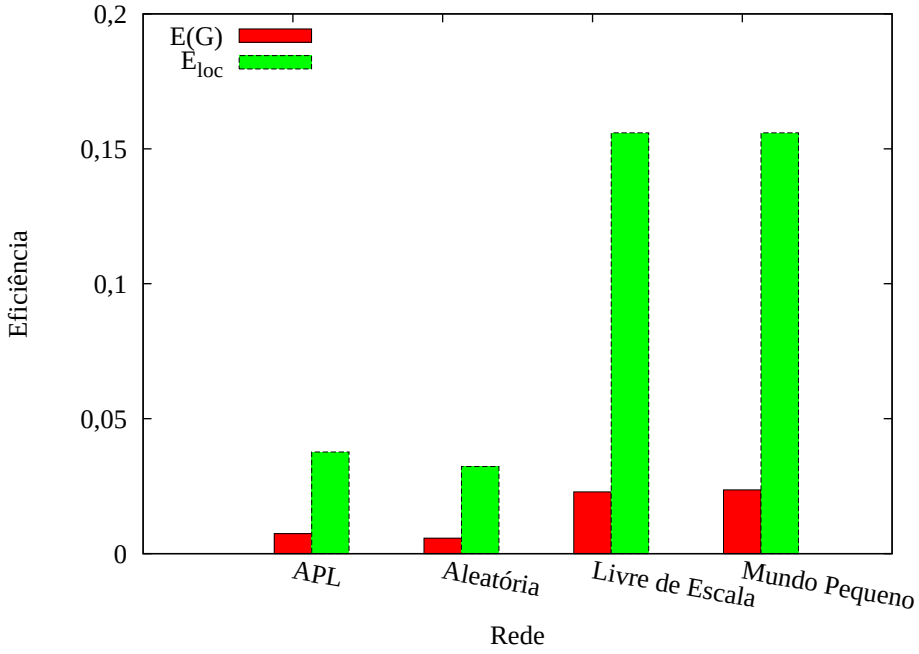


Figura 4.1: Comparação da eficiência da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes. Fonte: Autor.

4.2.1 Simulação de ataques

De modo a testar a resistência da rede do APL, realizamos dois tipos de ataques: remoção aleatória de arestas e remoção dos *hubs* [1].

4.2.1.1 Remoção aleatória de arestas

De modo a verificar a resistência da rede do APL a ataques aleatórios, removemos 20% de suas arestas. Realizamos o mesmo procedimento com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A Tabela 4.4 e a Figura 4.2 apresentam estes resultados. A tabela 4.5, compara as diferenças relativas dos parâmetros da rede do APL, com as redes artificiais, após a remoção aleatória de arestas. Neste caso, verificamos que as redes livre de escala e mundo pequeno apresentaram desempenho muito superior ao da rede do APL, que aproximou-se à rede aleatória, em termos de eficiência.

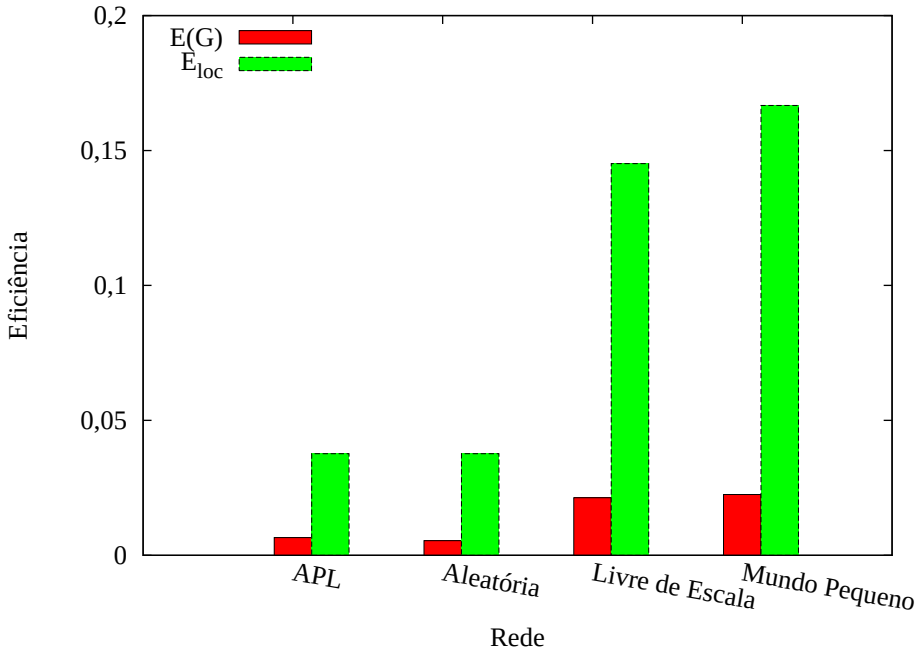
Tabela 4.4: Comparação dos parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção de 20% das arestas.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	93	17	0,003974	0,365591	0,000000	1,954545	0,006584	0,037634
Aleatória	93	18	0,004208	0,387097	0,000000	1,448276	0,005415	0,037634
Livre de Escala	93	62	0,014493	1,333333	0,000000	1,669291	0,021330	0,145161
Mundo Pequeno	93	62	0,014493	1,333333	0,000000	2,241830	0,022531	0,166667

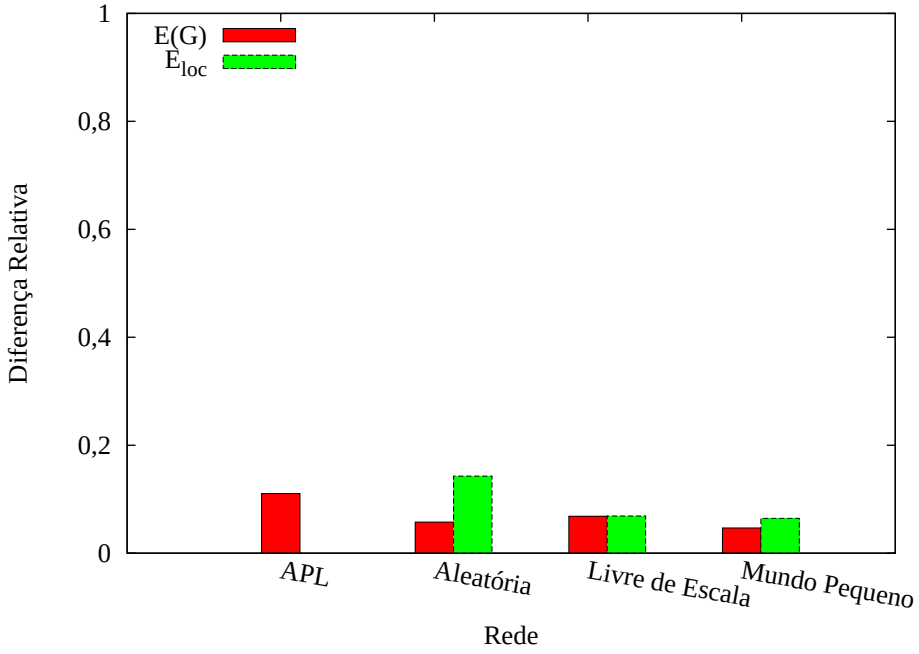
Tabela 4.5: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	0,000000	0,058923	0,110511	0,000000
Aleatória	0,000000	0,091278	0,057605	0,142850
Livre de Escala	0,000000	0,046119	0,068396	0,068968
Mundo Pequeno	0,000000	0,128148	0,046630	0,064518

[1] Hubs são atores que representam um papel de importância significativa, devido à alta centralidade que apresentam na rede. Em nossa pesquisa, consideramos *hubs*, todo indivíduo com $k > \langle k \rangle$.



(a) Comparação da eficiência da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

Figura 4.2: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

4.2.1.2 Remoção dos hubs

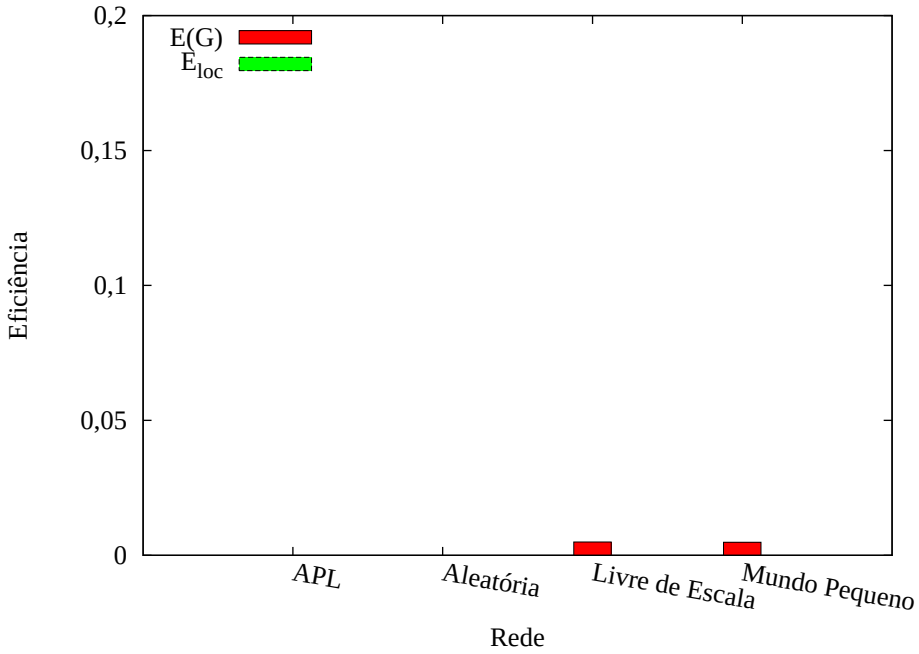
De modo a verificar a resistência da rede do APL a ataques coordenados, removemos seus *hubs* e calculamos os seus parâmetros a fim de compará-los com os das redes artificiais. Neste caso, a rede do APL desfez-se completamente, tendo ocorrido o mesmo com a rede aleatória. As redes livre de escala e mundo pequeno apresentaram desempenhos aproximadamente iguais. As Tabelas 4.6 e 4.7 e a Figura 4.3 apresentam os resultados obtidos.

Tabela 4.6: Comparação dos parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção dos hubs.

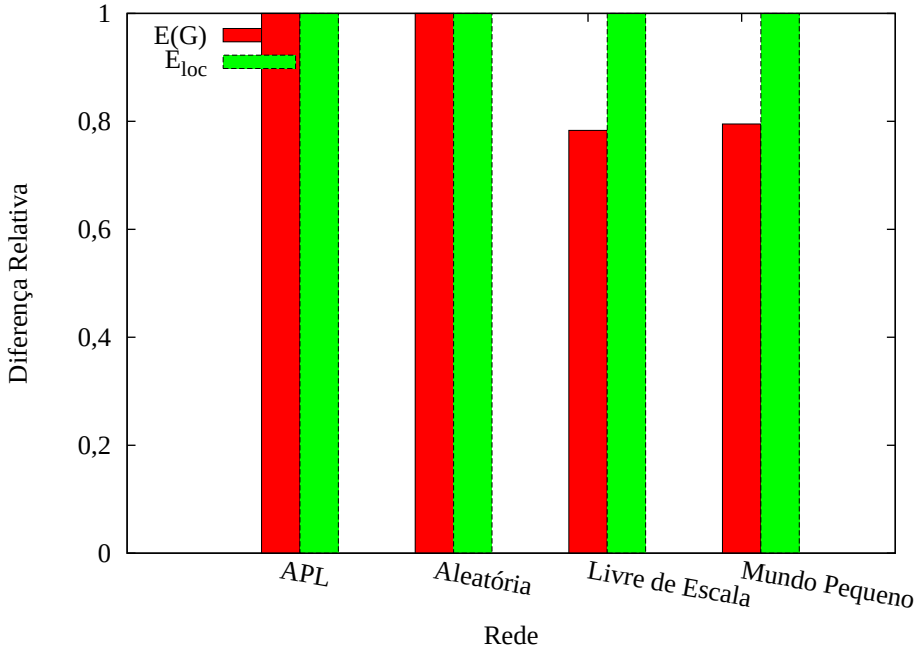
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	68	0	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
Aleatória	63	0	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
Livre de Escala	64	10	0,004960	0,312500	0,000000	1,000000	0,004960	0,000000
Mundo Pequeno	58	8	0,004840	0,275862	0,000000	1,000000	0,004840	0,000000

Tabela 4.7: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio, após a remoção dos hubs, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	0,000000	1,000000	1,000000	1,000000
Aleatória	0,000000	1,000000	1,000000	1,000000
Livre de Escala	0,000000	0,428571	0,783368	1,000000
Mundo Pequeno	0,000000	0,488372	0,795202	1,000000



(a) Comparação da eficiência da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção dos hubs.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração das empresas do núcleo do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio), após a remoção dos hubs, em relação às redes iniciais.

Figura 4.3: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção dos hubs. Fonte: Autor.

4.3 Análise da rede evolutiva do APL considerando 33% de afinidade e 0,1% de mutação

Simulamos a evolução da rede do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, utilizando os três modelos desenvolvidos, *affinity*, *centrality* e *elite*, utilizando como parâmetros 33% de afinidade entre os atores e $0,1\%$ de probabilidade de mutação. A Tabela 4.8 e a Figura 4.4 apresentam os resultados obtidos após 100 gerações.

Nesta simulação, obtivemos resultados muito próximos entre os três modelos, não sendo possível afirmar se um deles é superior aos demais.

Tabela 4.8: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	3160	0,738663	67,956989	0,860215	1,000000	0,738663	0,860215
Centrality	93	2851	0,666433	61,311828	0,807288	1,085714	0,697172	0,822171
Elite	93	3343	0,781440	71,892473	0,878226	1,017632	0,788453	0,885350

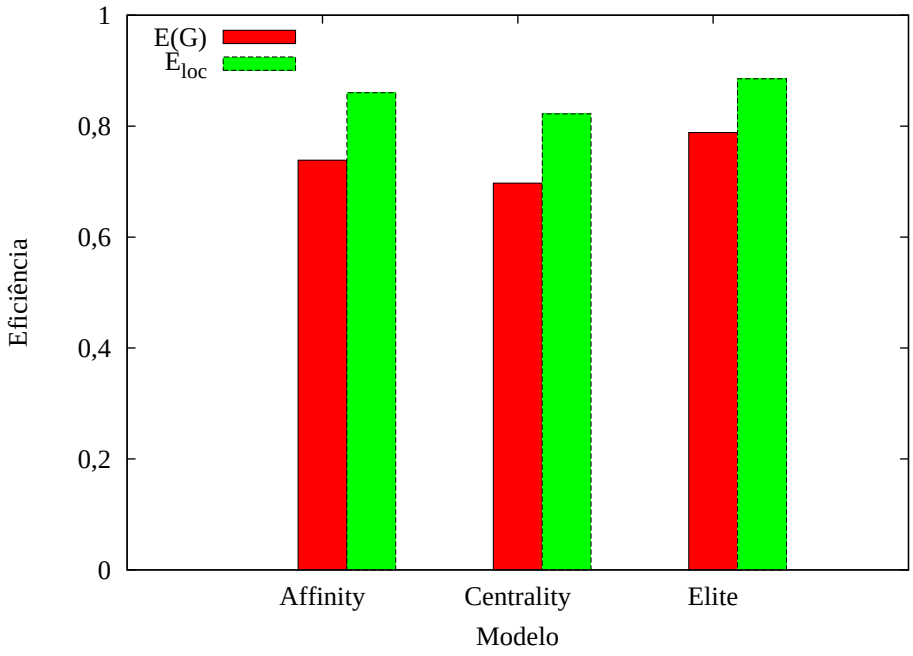


Figura 4.4: Comparação das eficiências das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.3.1 Simulação de ataques

Realizamos dois tipos de ataques às redes resultantes das simulações: remoção aleatória de arestas e remoção dos *hubs*.

4.3.1.1 Remoção aleatória de arestas

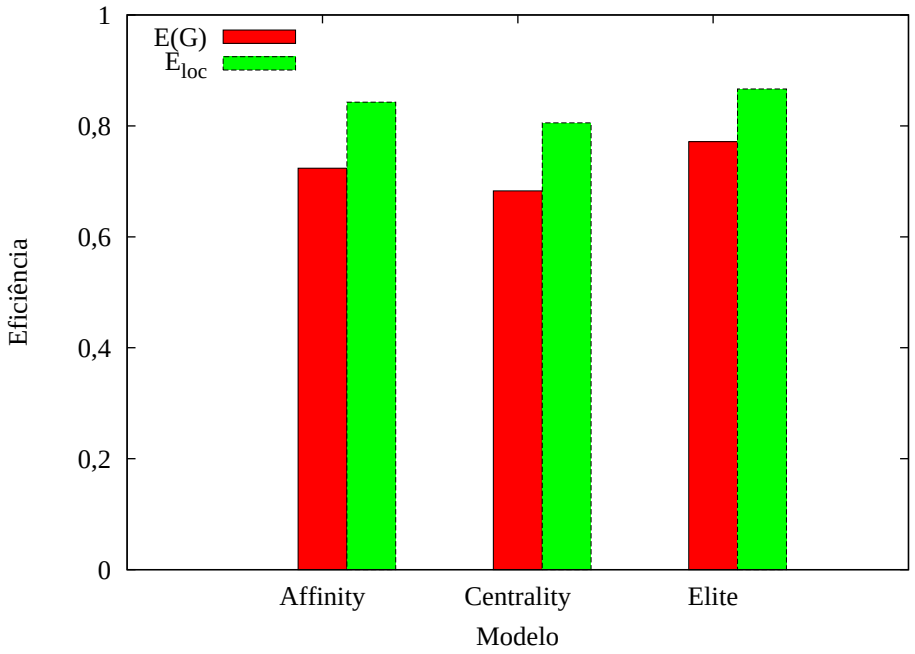
De modo a verificar a resistência das redes resultantes das simulações a ataques aleatórios, removemos 20% das arestas das redes produzidas por cada um dos modelos implementados. A Tabela 4.9 e a Figura 4.5 apresentam estes resultados. A Tabela 4.10, compara as diferenças relativas dos parâmetros das três redes, após a remoção aleatória de arestas. Neste caso, verificamos um desempenho aproximadamente igual nos três modelos.

Tabela 4.9: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas.

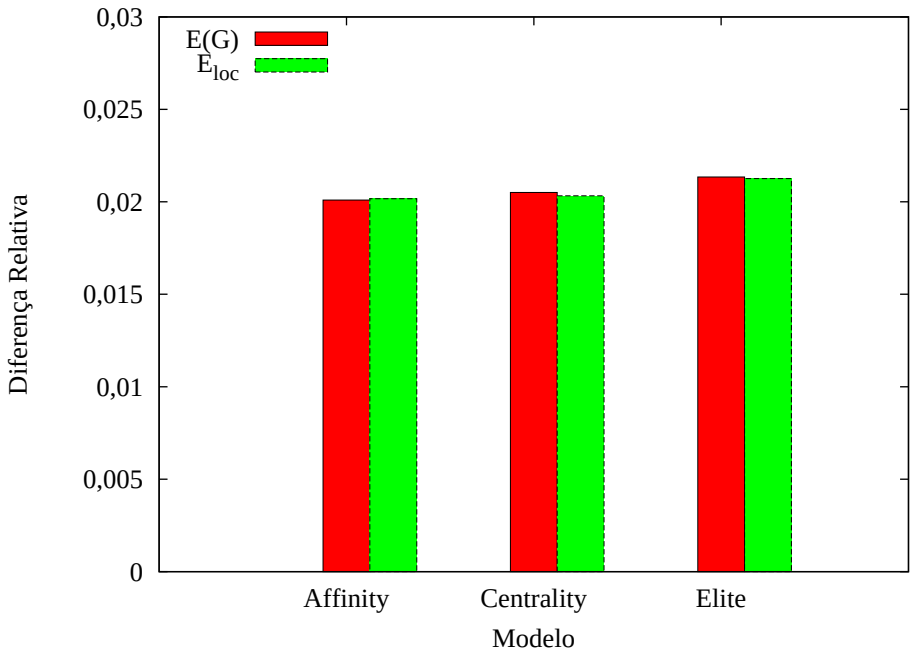
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	3033	0,708976	65,225806	0,825522	1,040190	0,723820	0,842869
Centrality	93	2738	0,640019	58,881720	0,776984	1,122265	0,682874	0,805457
Elite	93	3199	0,747779	68,795699	0,840588	1,059947	0,771622	0,866530

Tabela 4.10: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	0,040331	0,038637	0,020094	0,020165
Centrality	0,037538	0,032569	0,020509	0,020329
Elite	0,042857	0,039922	0,021347	0,021257



(a) Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

Figura 4.5: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

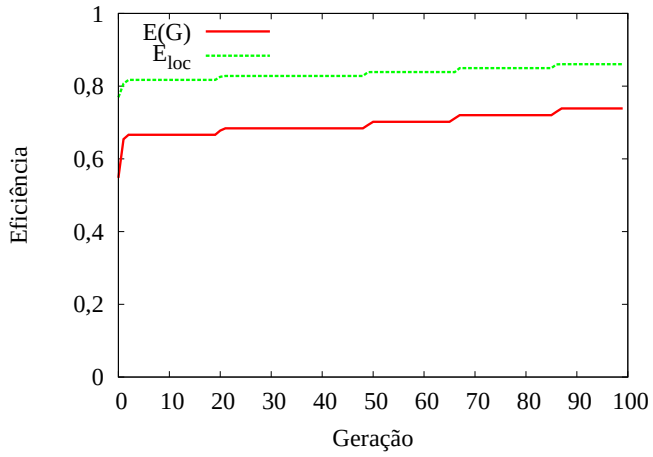
4.3.1.2 Remoção dos hubs

Os três modelos apresentaram-se frágeis a ataques coordenados, tendo suas redes completamente destruídas após a remoção de seus *hubs*.

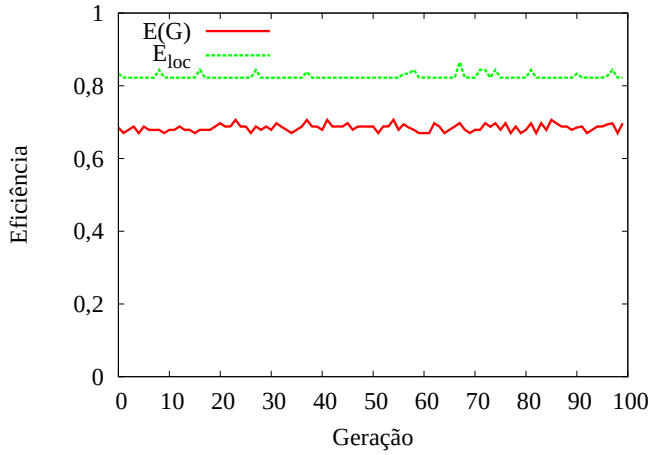
4.3.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados

O estudo da evolução, a partir de registros fósseis, revelou dois comportamentos típicos: o *equilíbrio pontuado* (REZNICK; RICKLEFS, 2009) e a *estases* (HUNT, 2007). Isto significa que a evolução de uma espécie acontece em saltos (*equilíbrio pontuado*), apresentando, em seguida, períodos de estases, mais ou menos longos.

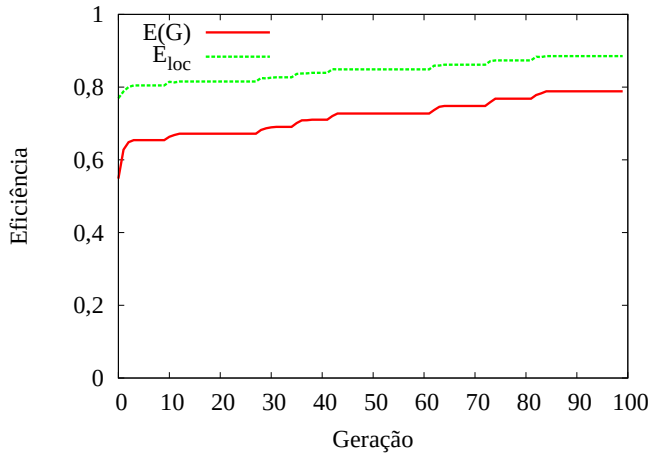
De modo a verificar se as simulações produzidas por nossos modelo apresentavam *equilíbrio pontuado* e a *estases*, plotamos os gráficos das variações das eficiências, através das gerações. Tanto o modelo *affinity*, quanto o *elite*, apresentaram estas características. O modelo *centrality*, por outro lado, demonstrou um comportamento semelhante a fenômenos aleatórios. A Figura 4.6 apresenta o comportamento evolutivos dos três modelos implementados.



(a) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Affinity.



(b) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Centrality.



(c) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Elite.

Figura 4.6: Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.3.3 *Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes*

Apesar de tanto o modelo *affinity*, quanto o modelo *elite* apresentarem *equilíbrio pontuado* e *estases*, o modelo *elite* apresentou um gráfico evolutivo mais parecido com aquele apresentado por Reznick e Ricklefs (2009). Assim, resolvemos comparar este modelo com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A Tabela 4.11 e a Figura 4.7, comparam os parâmetros da rede produzida pelo modelo *elite* após 100 gerações. Para esta simulação, considerando 33% de afinidade e $0,1\%$ de mutação, o modelo *elite* apresentou valores de eficiência local próximo aos da rede aleatória.

Tabela 4.11: Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Simulação	93	3343	0,781440	71,892473	0,878226	1,017632	0,788453	0,885350
Aleatória	93	3328	0,777934	71,569892	0,779823	1,222066	0,888967	0,889911
Livre de Escala	93	4063	0,949743	87,376344	0,960663	1,050257	0,974871	0,980331
Mundo Pequeno	93	3724	0,870500	80,086022	0,872995	1,129500	0,935250	0,936498

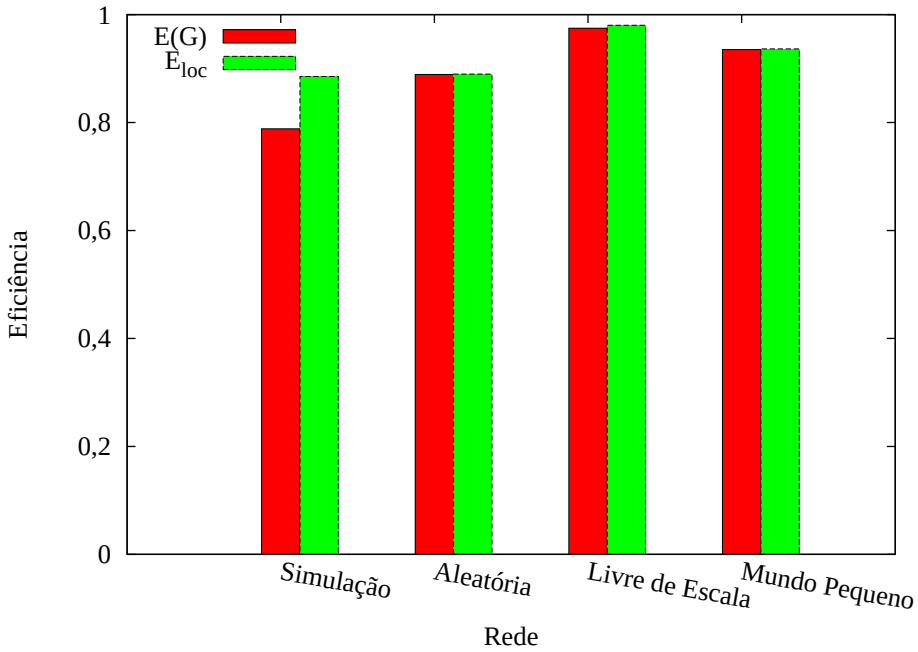
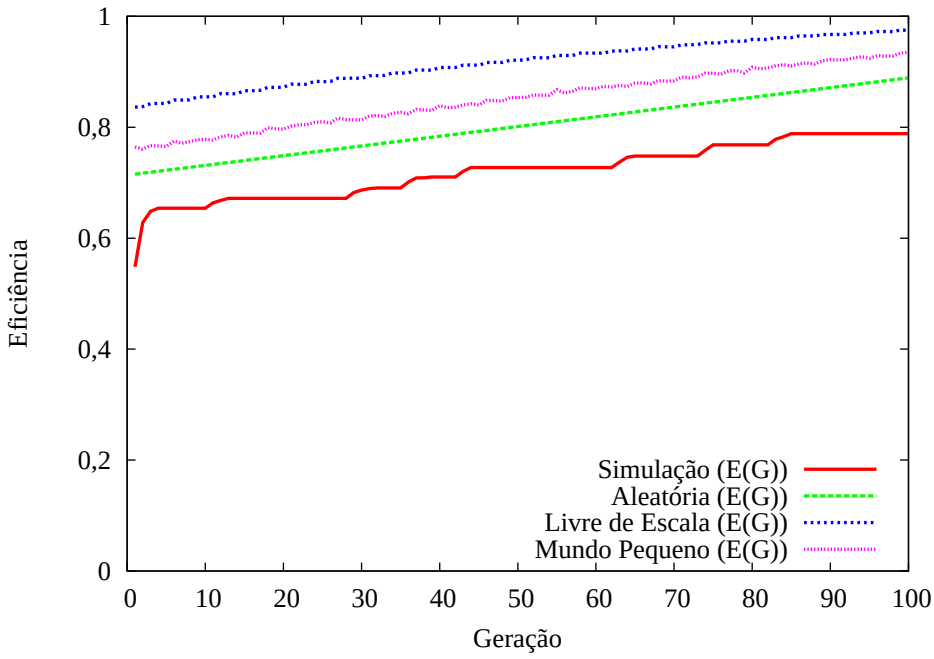


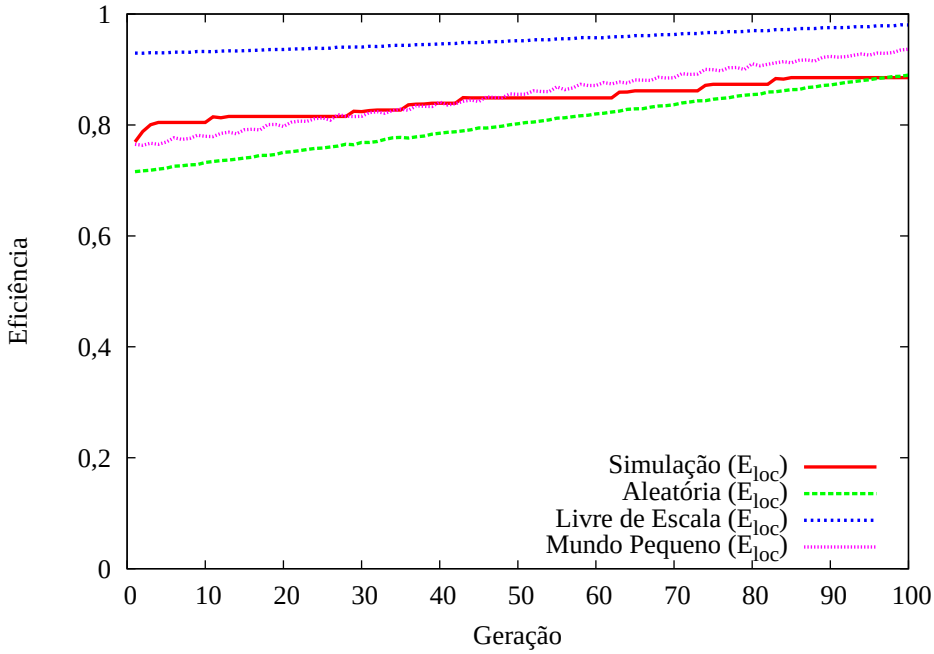
Figura 4.7: Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.3.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes

Comparamos a evolução da rede gerada pelo modelo *elite* com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Embora a eficiência global da rede simulada tenha permanecido sempre abaixo das redes de referência, a curva da eficiência local seguiu sobrepondo a da rede de mundo pequeno. O que pode nos dar indícios de que a rede resultante da simulação tenha características de mundo pequeno.



(a) Comparação da evolução da eficiência global da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).



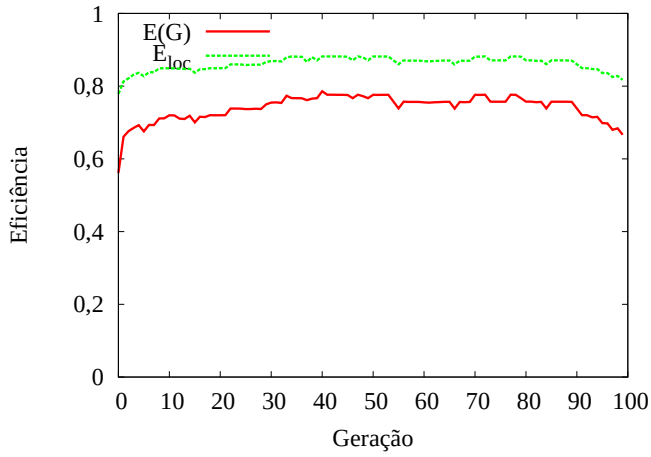
(b) Comparação da evolução da eficiência local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).

Figura 4.8: Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

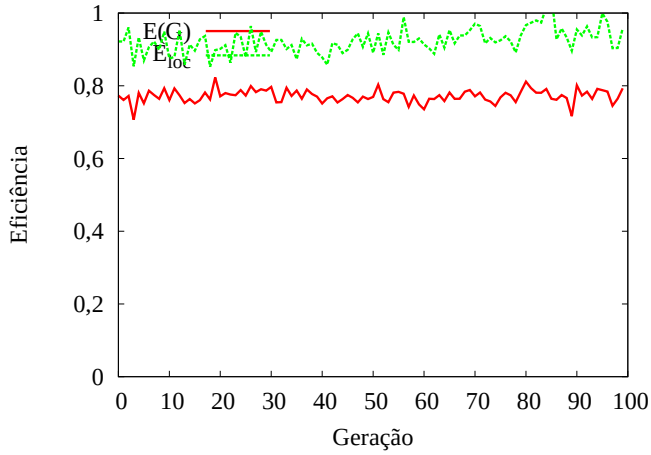
4.4 Análise da rede evolutiva do APL considerando 33% de afinidade e 1% de mutação

Da mesma forma como fizemos anteriormente, simulamos a evolução da rede do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, utilizando os três modelos desenvolvidos, *affinity*, *centrality* e *elite*. Desta vez, utilizando como parâmetros 33% de afinidade entre os atores e 1% de probabilidade de mutação. O objetivo deste grupo de simulações foi verificar o aumento da probabilidade de mutação sobre a evolução das eficiências global e local da rede.

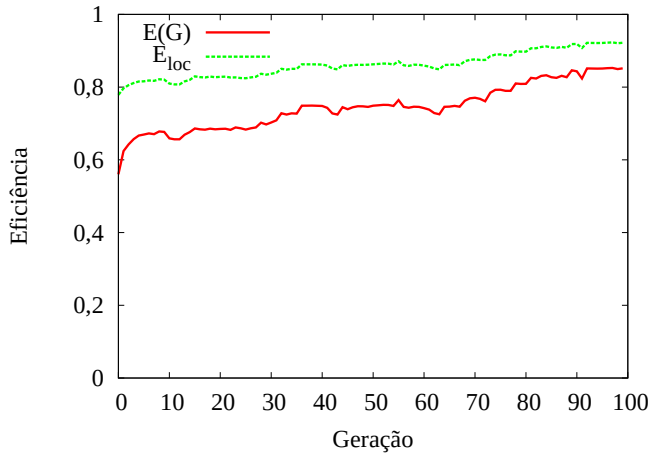
Neste caso, nenhuma das redes apresentou *equilíbrio pontuado* e a *estases*. A Figura 4.9 apresenta o comportamento observado dos três modelos. De fato, já esperávamos este resultado, uma vez que Moret et al. (2012) afirmam que valores altos para a probabilidade de mutação, em algoritmos evolutivos, introduzem ruídos nos resultados, afastando a simulação de um comportamento evolutivo.



(a) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Affinity.



(b) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Centrality.



(c) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Elite.

Figura 4.9: Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.5 Análise da rede evolutiva do APL considerando 46% de afinidade e 0,1% de mutação

Os dois grupos de simulações realizados anteriormente, nos mostraram que valores altos para a probabilidade de mutação levavam a instabilidades nos resultados obtidos pelos três modelos implementados. De fato, um valor de 1% de mutação fez com que o modelo *affinity* causasse a involução da rede. Assim, decidimos trabalhar com o valor de $0,1\%$ de mutação e aumentar o número de gerações para 500, uma vez que uma menor ocorrência de mutações, leva a rede a evoluir mais lentamente.

Neste experimento, simulamos a evolução da rede do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, utilizando os três modelos desenvolvidos, *affinity*, *centrality* e *elite*, utilizando como parâmetros 46% de afinidade entre os atores e $0,1\%$ de probabilidade de mutação. A tabela 4.12, apresenta os resultados obtidos após 500 gerações.

Desta vez, obtivemos resultados melhores com o modelo *elite*, tendo apresentado valores superiores para todos os parâmetros. O coeficiente de aglomeração (C_{WS}) apresentou mais de 95% de probabilidade de ocorrerem novas conexões, a partir das relações existentes, enquanto o caminho mínimo médio (L) foi de aproximadamente 1 nó de distância entre os vértices da rede. As eficiências global ($E(G)$) e local (E_{loc}) apresentaram respectivamente, 89% e 94%, valores maiores que as das eficiências da rede neural de um gato, considerado um animal com elevada neuro-plasticidade (LATORA; MARCHIORI, 2001).

Tabela 4.12: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	2556	0,597475	54,967742	0,774194	1,000000	0,597475	0,774194
Centrality	93	1842	0,430692	39,623656	0,644290	1,098850	0,454145	0,665208
Elite	93	3805	0,889434	81,827957	0,940743	1,006008	0,892122	0,943490

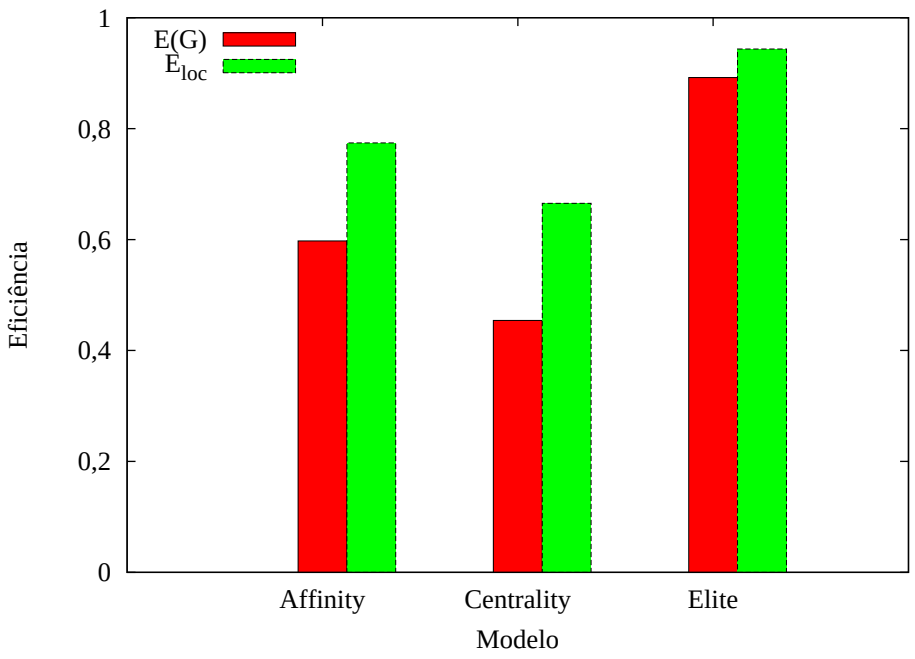


Figura 4.10: Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.5.1 Simulação de ataques

À semelhança dos experimentos anteriores, realizamos dois tipos de ataques às redes resultantes das simulações: remoção aleatória de arestas e remoção dos *hubs*.

4.5.1.1 Remoção aleatória de arestas

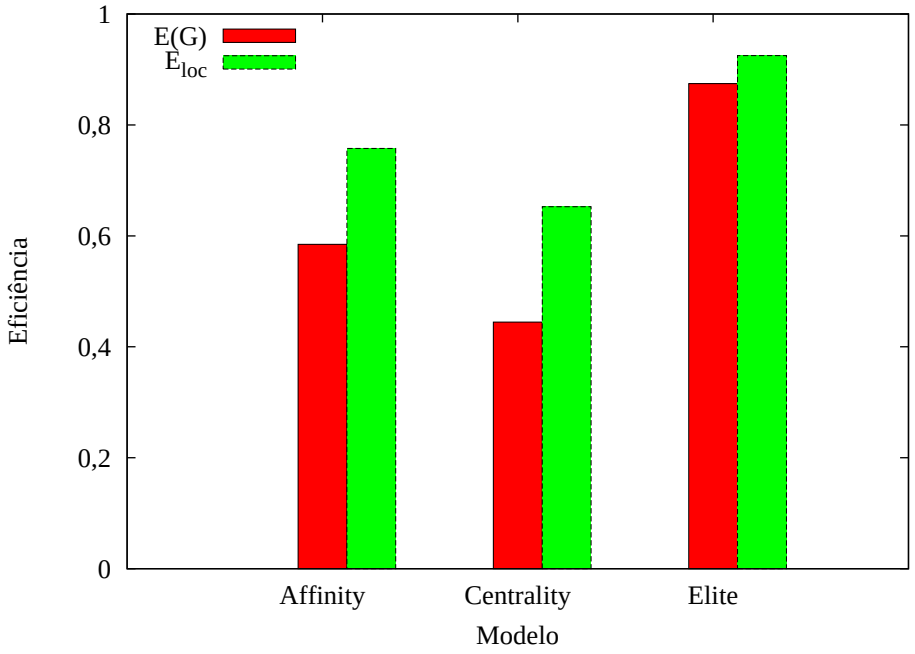
Para verificar a resistência das redes resultantes das simulações a ataques aleatórios, removemos 20% das arestas das redes produzidas por cada um dos modelos implementados. A Tabela 4.13 e a Figura 4.11 apresentam estes resultados. A Tabela 4.14, compara as diferenças relativas dos parâmetros das três redes, após a remoção aleatória de arestas. Novamente, verificamos um desempenho superior do modelo *elite*.

Tabela 4.13: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas.

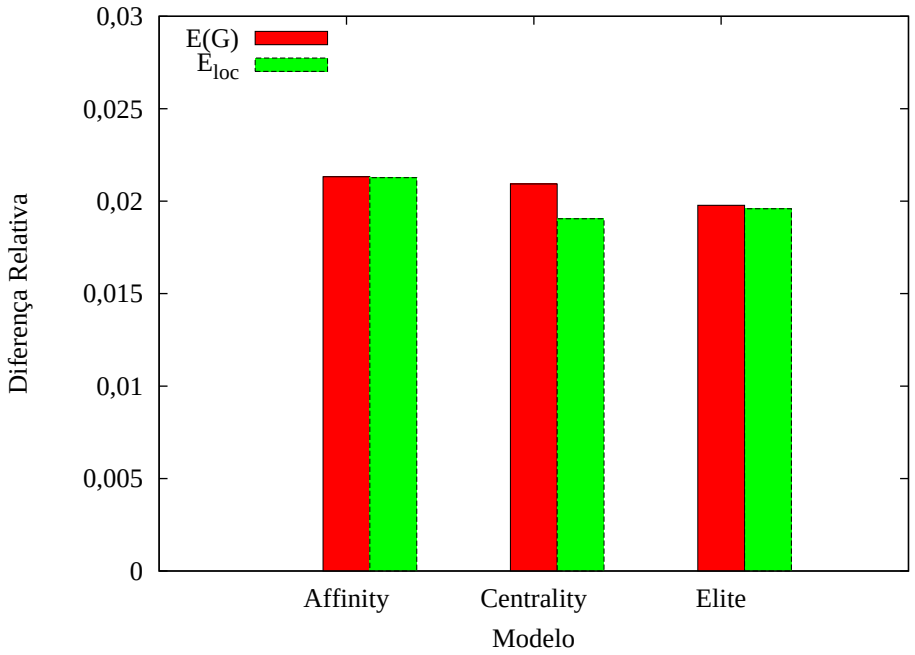
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	2447	0,571996	52,623656	0,741257	1,042645	0,584736	0,757725
Centrality	93	1769	0,413628	38,053763	0,622152	1,135460	0,444639	0,652535
Elite	93	3654	0,854137	78,580645	0,903779	1,045455	0,874474	0,925008

Tabela 4.14: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	0,042544	0,040901	0,021321	0,021272
Centrality	0,034360	0,032242	0,020932	0,019051
Elite	0,039292	0,037732	0,019782	0,019589



(a) Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

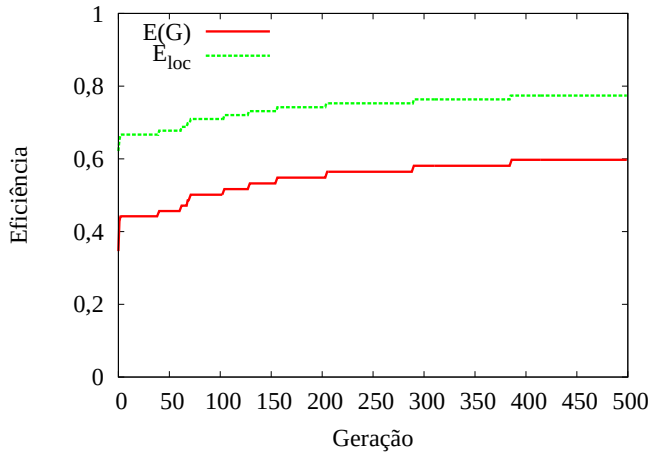
Figura 4.11: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

4.5.1.2 Remoção dos hubs

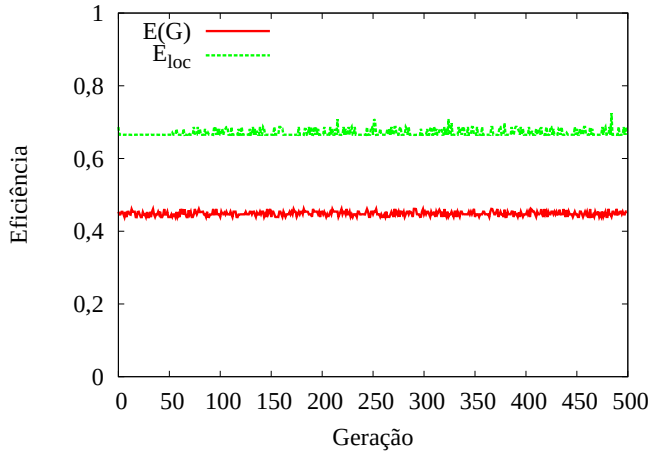
Do mesmo modo que ocorreu nas simulações anteriores, os três modelos apresentaram-se frágeis a ataques coordenados, tendo suas redes sido completamente desconectadas após a remoção de seus *hubs*.

4.5.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados

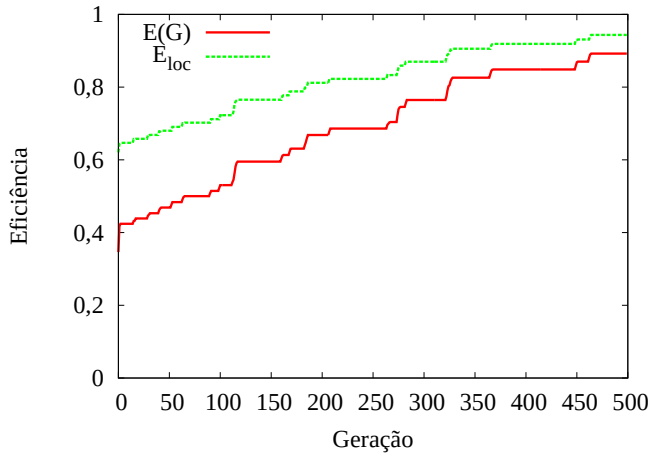
Mais uma vez, para verificar se as simulações produzidas por nossos modelo apresentavam *equilíbrio pontuado* e a *estases*, plotamos os gráficos das variações das eficiências, através das gerações. Tanto o modelo *affinity*, quanto o *elite*, apresentaram essas características. O modelo *centrality*, por outro lado, continuou demonstando um comportamento semelhante a fenômenos aleatórios. A Figura 4.12 apresenta o comportamento evolutivos dos três modelos implementados.



(a) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Affinity.



(b) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Centrality.



(c) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Elite.

Figura 4.12: Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.5.3 *Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes*

Pelas mesmas razões apresentadas anteriormente (o modelo *elite* apresentou um gráfico evolutivo mais parecido com aquele apresentado por Reznick e Ricklefs (2009)), resolvemos comparar este modelo com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A Tabela 4.15 e a Figura 4.13 comparam os parâmetros da rede produzida pelo modelo *elite* após 500 gerações. Para esta simulação, considerando 46% de afinidade, o modelo *elite* apresentou valores de eficiência próximos aos da rede aleatória, apesar de ter apresentado coeficiente de aglomeração médio (C_{WS}) e caminho mínimo médio (L) melhores.

Tabela 4.15: Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Simulação	93	3805	0,889434	81,827957	0,940743	1,006008	0,892122	0,943490
Aleatória	93	3800	0,888266	81,720430	0,889918	1,111734	0,944133	0,944959
Livre de Escala	93	4223	0,987144	90,817204	0,988502	1,012856	0,993572	0,994251
Mundo Pequeno	93	3653	0,853904	78,559140	0,856074	1,146096	0,926952	0,928037

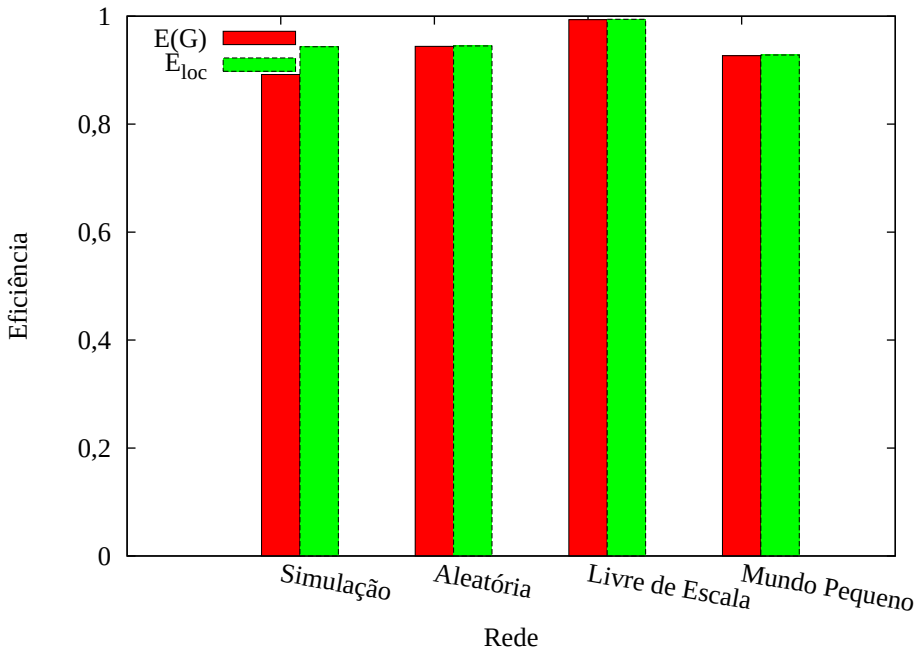
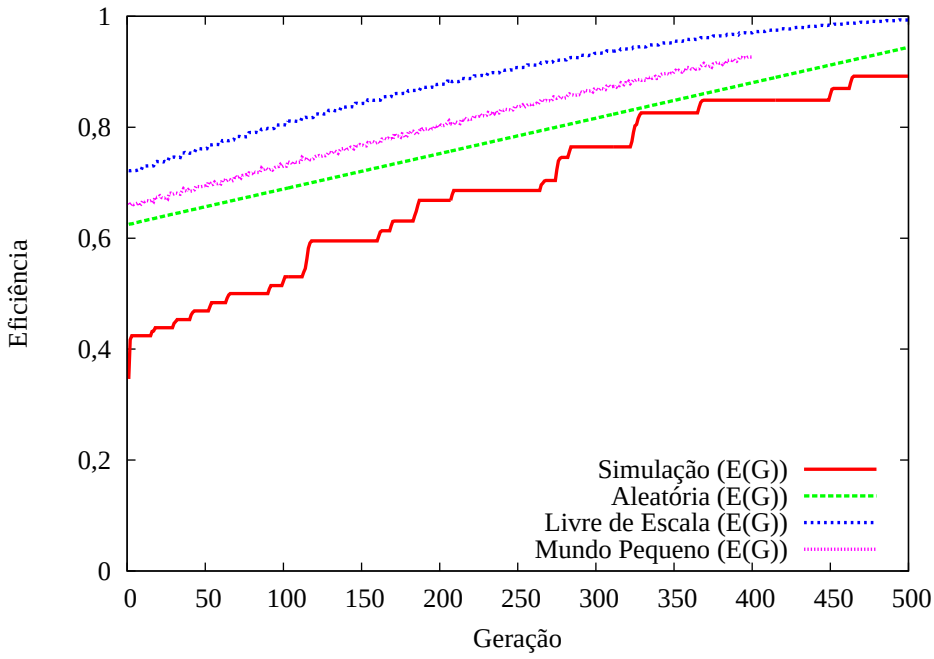


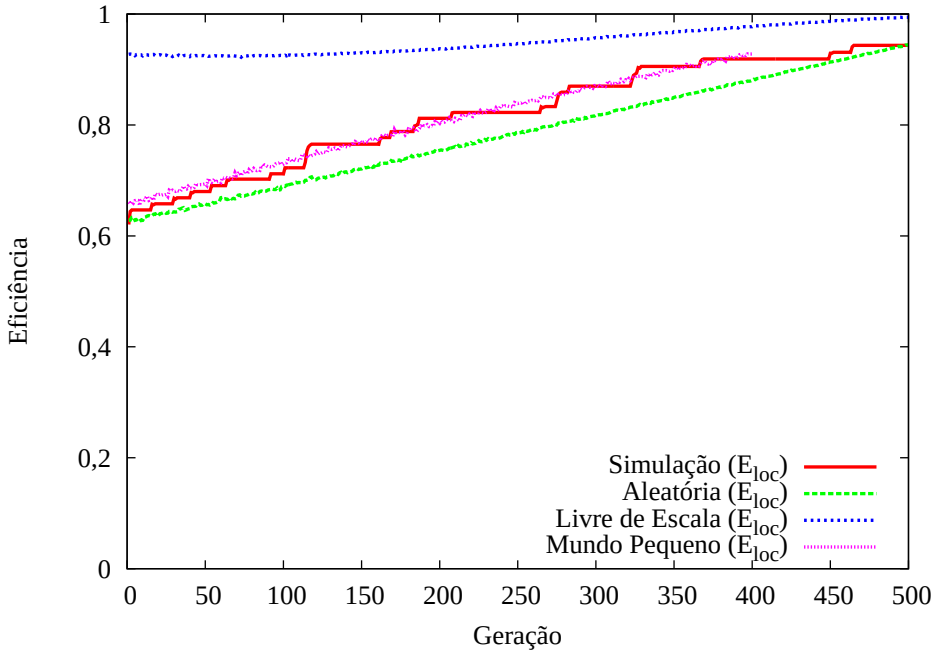
Figura 4.13: Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.5.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes

Apesar de a eficiência global da rede simulada ter permanecido abaixo das redes de referência, a curva da eficiência local seguiu sobrepondo a da rede de mundo pequeno. Fornecendo indícios de que esta rede possui características de mundo pequeno.



(a) Comparação da evolução da eficiência global da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).



(b) Comparação da evolução da eficiência local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).

Figura 4.14: Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.6 Análise da rede evolutiva do APL considerando 49% de afinidade e 0,1% de mutação

Realizamos uma simulação da evolução da rede do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, aplicando os três modelos desenvolvidos, *affinity*, *centrality* e *elite*, utilizando como parâmetros 49% de afinidade entre os atores e $0,1\%$ de probabilidade de mutação. A tabela 4.16, apresenta os resultados obtidos após 500 gerações.

Nesta simulação, a exemplo da simulação anterior, o modelo *elite* apresentou um desempenho superior aos demais, exibindo eficiências global e local com valores 83% e 91%, respectivamente.

Tabela 4.16: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	325	0,075970	6,989247	0,279570	1,000000	0,075970	0,279570
Centrality	93	1497	0,350047	32,204301	0,581874	1,042213	0,357761	0,601772
Elite	93	3506	0,819542	75,397849	0,898763	1,017927	0,827022	0,906371

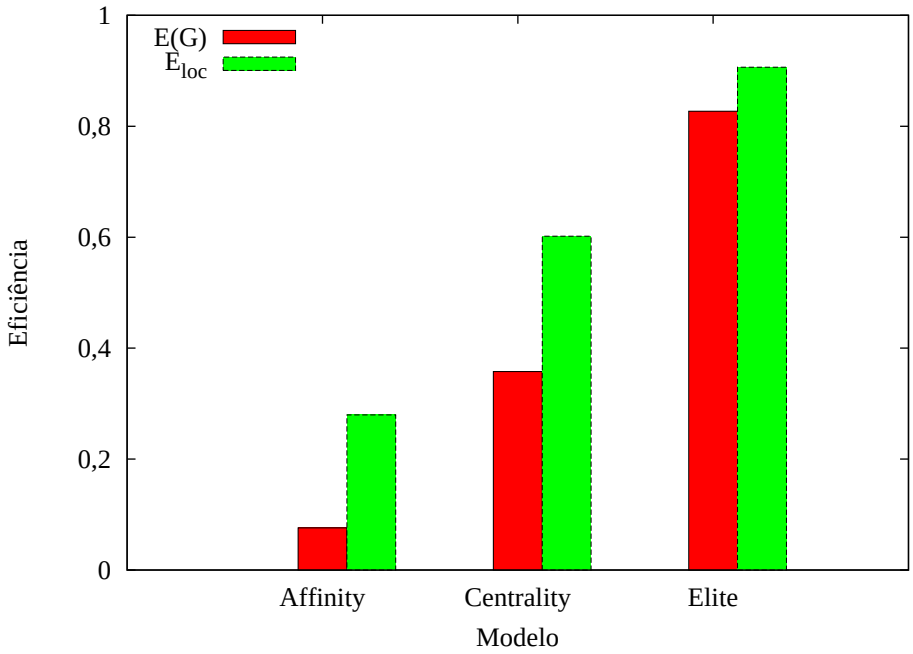


Figura 4.15: Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.6.1 Simulação de ataques

Como nos experimentos anteriores, realizamos dois tipos de ataques às redes resultantes das simulações: remoção aleatória de arestas e remoção dos *hubs*.

4.6.1.1 Remoção aleatória de arestas

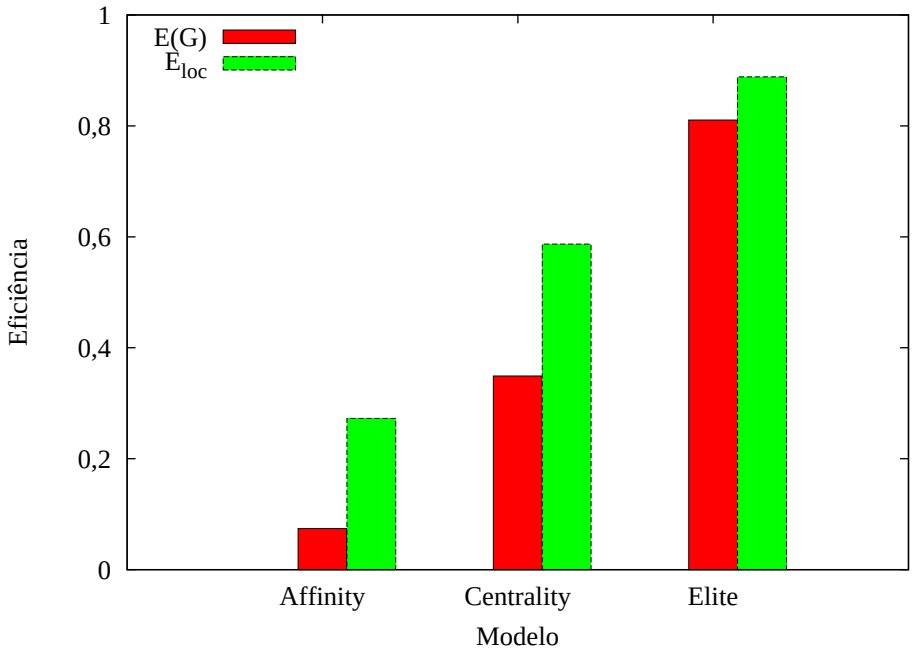
A fim de verificar a resistência das redes resultantes das simulações a ataques aleatórios, removemos 20% das arestas das redes produzidas por cada um dos modelos implementados. A Tabela 4.17 e a Figura 4.16 apresentam estes resultados. A Tabela 4.18, compara as diferenças relativas dos parâmetros das três redes, após a remoção aleatória de arestas. Neste caso, verificamos um desempenho superior do modelo *elite*, em relação aos modelos *affinity* e *centrality*.

Tabela 4.17: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas.

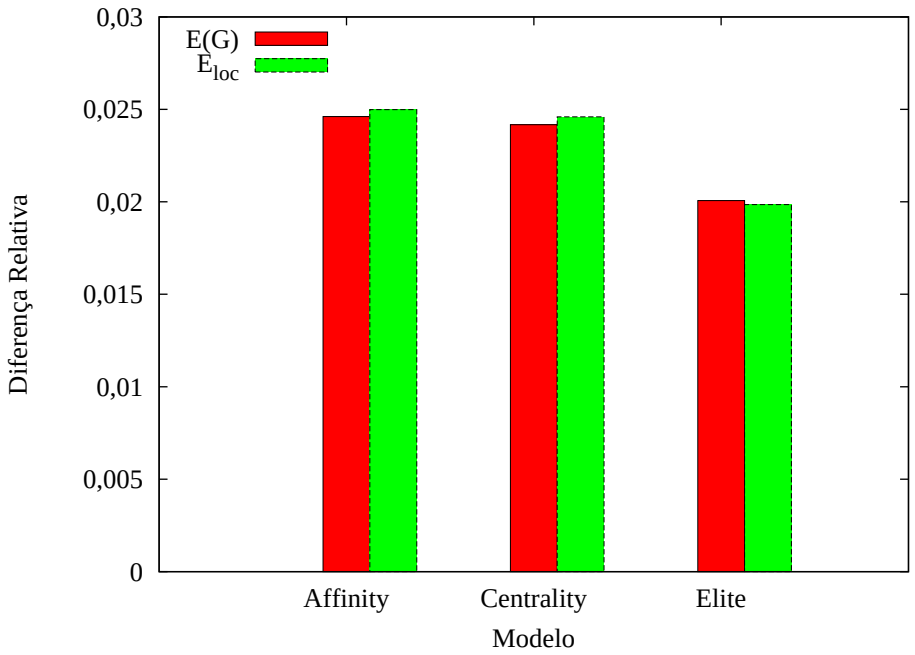
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	309	0,072230	6,645161	0,265600	1,049231	0,074100	0,272585
Centrality	93	1429	0,334151	30,741935	0,556475	1,082183	0,349112	0,586971
Elite	93	3364	0,786349	72,344086	0,862779	1,057703	0,810425	0,888379

Tabela 4.18: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	0,049970	0,046921	0,024615	0,024985
Centrality	0,043650	0,036935	0,024175	0,024596
Elite	0,040037	0,037606	0,020068	0,019851



(a) Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

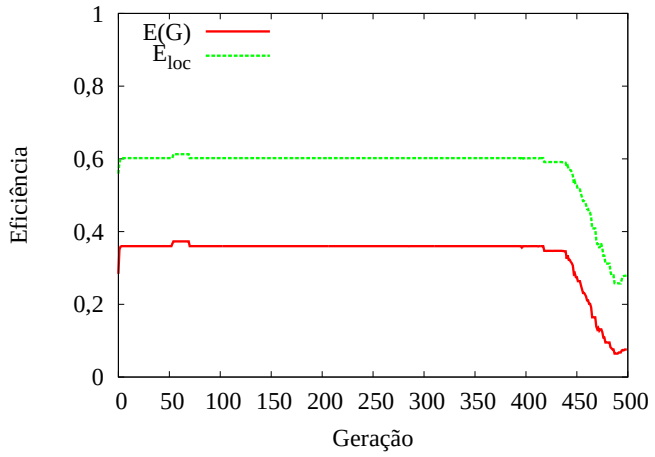
Figura 4.16: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

4.6.1.2 Remoção dos hubs

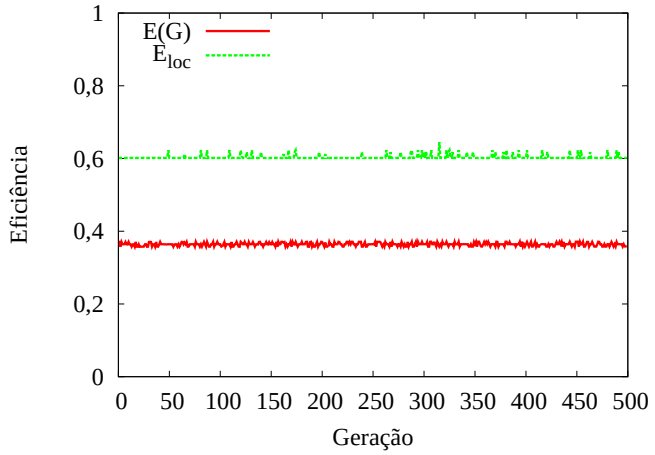
Como anteriormente, os três modelos apresentaram-se frágeis a ataques coordenados, tendo suas redes completamente desfeitas após a remoção de seus *hubs*.

4.6.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados

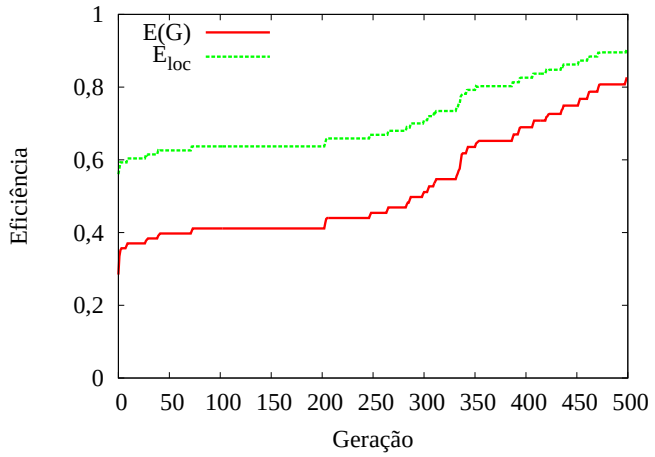
Desta vez, o modelo *affinity* apresentou um comportamento involutivo, após um longo período de estases. O modelo *elite*, apresentou crescimento das eficiências, por todas as gerações, apresentando períodos de estases, seguidos de momentos de *equilíbrios pontuados*. O modelo *centrality*, mais uma vex, indicou um comportamento semelhante a fenômenos aleatórios. A Figura 4.17 apresenta o comportamento evolutivos dos três modelos implementados.



(a) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Affinity.



(b) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Centrality.



(c) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Elite.

Figura 4.17: Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.6.3 *Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes*

Comparamos o modelo *elite* com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A Tabela 4.19 e a Figura 4.18, comparam os parâmetros da rede produzida por este modelo após 500 gerações. O modelo *elite* apresentou valores de eficiência próximo aos da rede aleatória.

Tabela 4.19: Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Simulação	93	3506	0,819542	75,397849	0,898763	1,017927	0,827022	0,906371
Aleatória	93	3501	0,818373	75,290323	0,820146	1,181627	0,909187	0,910073
Livre de Escala	93	4138	0,967274	88,989247	0,972991	1,032726	0,983637	0,986495
Mundo Pequeno	93	3424	0,800374	73,634409	0,803436	1,199626	0,900187	0,901718

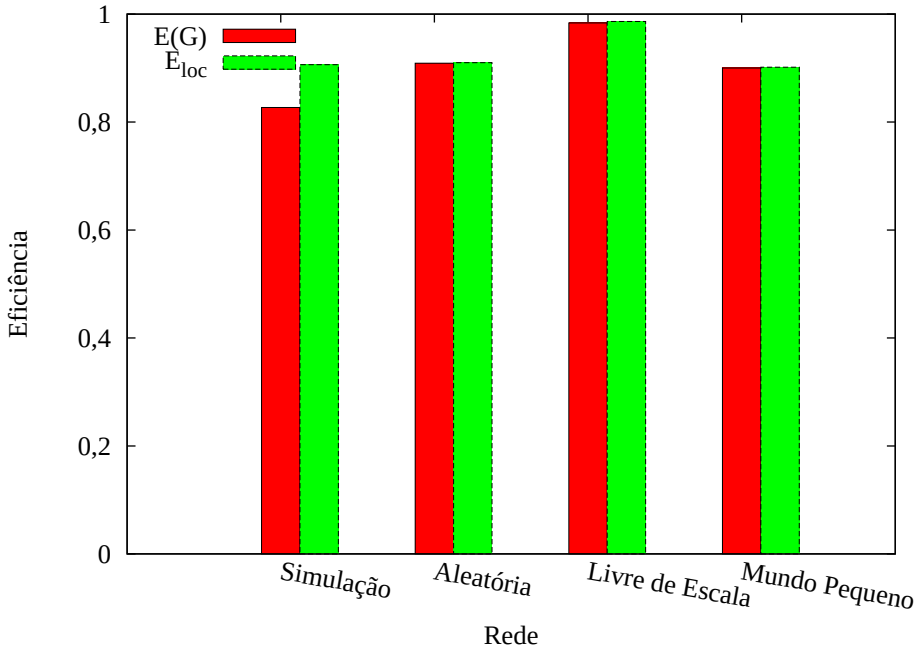
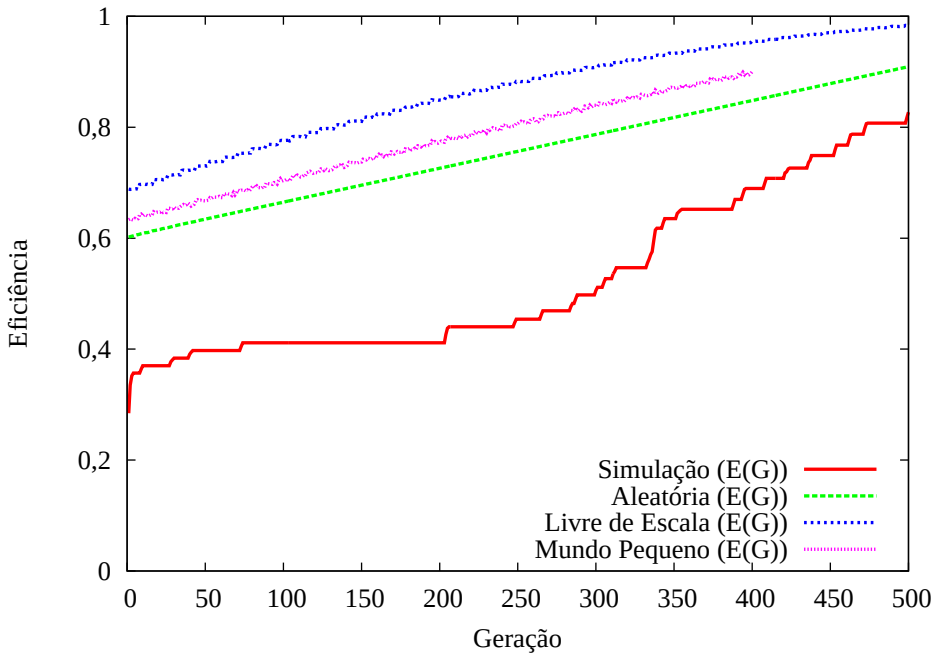


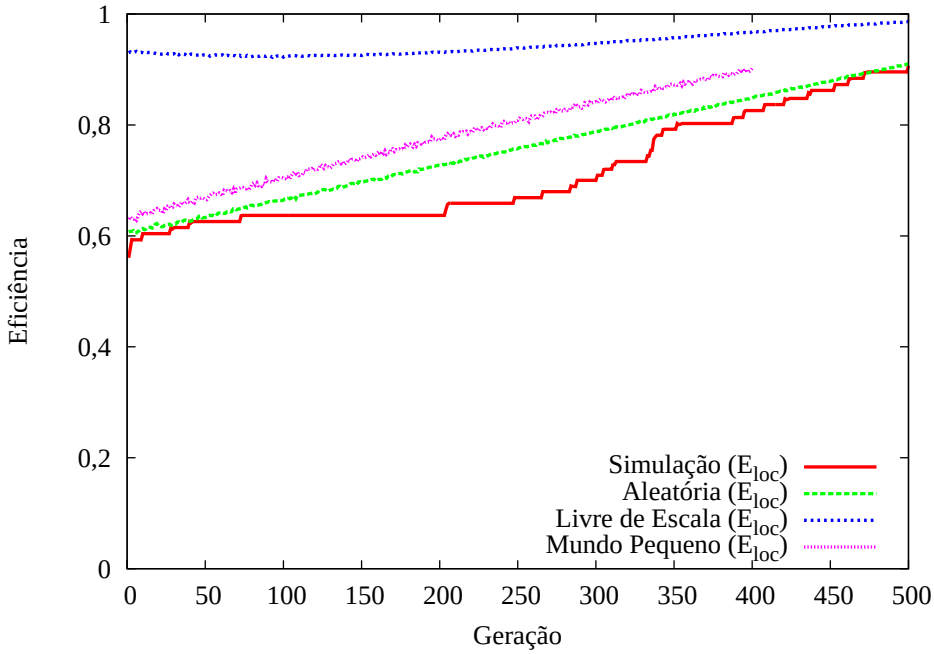
Figura 4.18: Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.6.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes

Comparamos a evolução da rede gerada pelo modelo *elite* com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Desta vez, tanto a curva da eficiência global, quanto a da eficiência local permaneceram abaixo das curvas das redes de referência. O que pode significar que, à medida que a afinidade cresce, a topologia da rede afasta-se das topologias de referência.



(a) Comparação da evolução da eficiência global da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).



(b) Comparação da evolução da eficiência local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).

Figura 4.19: Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.7 Análise da rede evolutiva do APL considerando 64% de afinidade e 0,1% de mutação

Simulamos a evolução da rede do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, utilizando os três modelos desenvolvidos, *affinity*, *centrality* e *elite*, utilizando como parâmetros 64% de afinidade entre os atores e $0,1\%$ de probabilidade de mutação. A tabela 4.20, apresenta os resultados obtidos após 500 gerações.

Nesta simulação, observamos que o modelo *elite* apresentou resultados muito melhores que os demais, com eficiência global 21 vezes e eficiência local 4 vezes maiores que as do modelo *affinity*. O modelo *centrality* também apresentou desempenho melhor que o modelo *affinity*, com eficiência global 16 vezes e eficiência local 4 vezes maiores que as daquele modelo. Apesar disso, a análise dos gráficos da evolução dos três modelos, mostrou que o modelo *centrality* continuou apresentando uma curva semelhante a processos aleatório, não nos permitindo considerá-lo como um modelo viável para simulação da rede do APL.

Tabela 4.20: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	45	0,010519	0,967742	0,107527	1,000000	0,010519	0,107527
Centrality	93	659	0,154044	14,172043	0,387304	1,170025	0,169822	0,420579
Elite	93	841	0,196587	18,086022	0,435177	1,254433	0,230131	0,475653

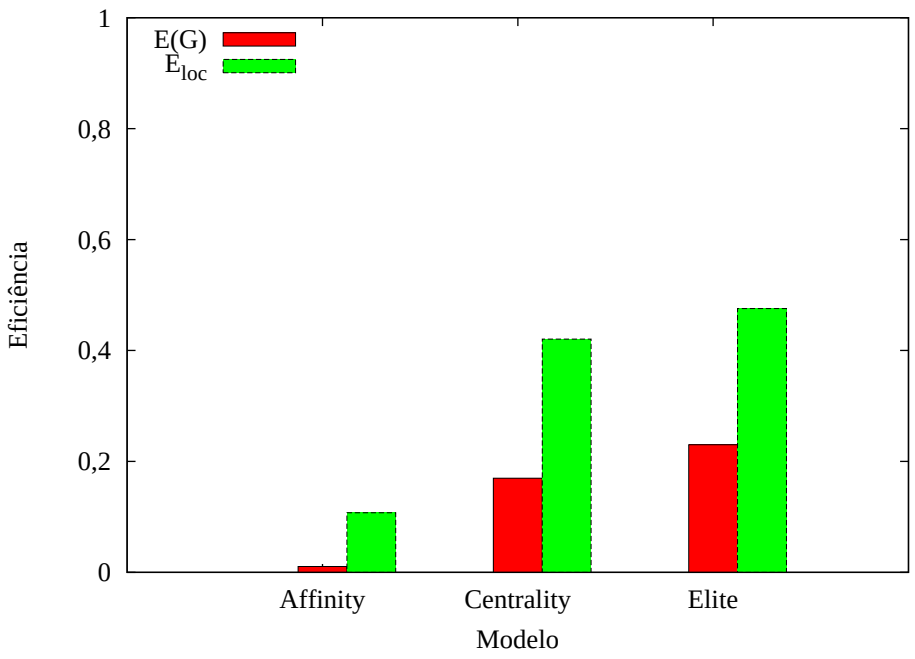


Figura 4.20: Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.7.1 Simulação de ataques

Como nos experimentos anteriores, realizamos dois tipos de ataques às redes resultantes das simulações: remoção aleatória de arestas e remoção dos *hubs*.

4.7.1.1 Remoção aleatória de arestas

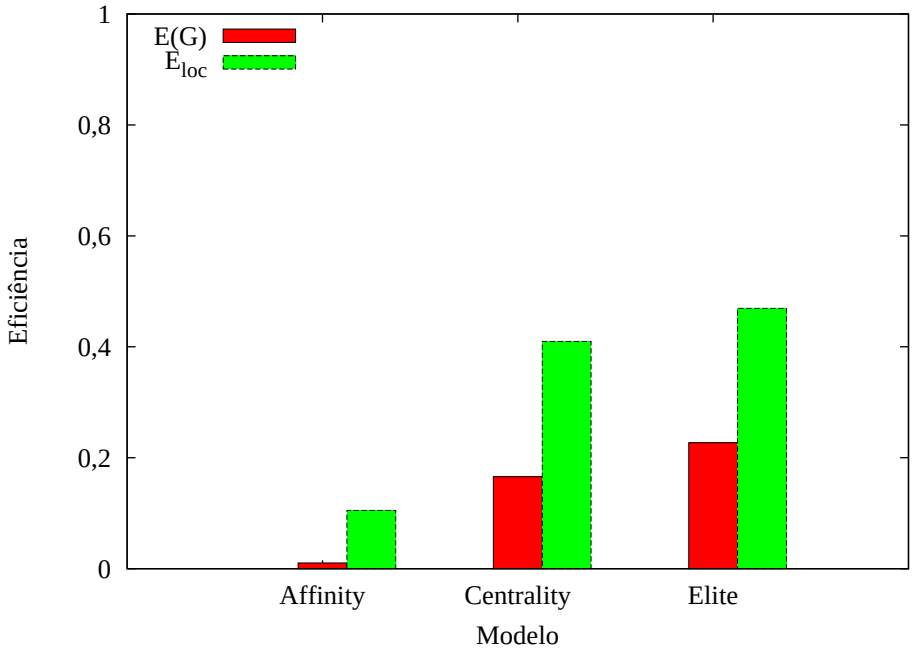
Removemos 20% das arestas das redes produzidas por cada um dos modelos implementados. A Tabela 4.21 e a Figura 4.21 apresentam estes resultados. A Tabela 4.22, compara as diferenças relativas dos parâmetros das três redes, após a remoção aleatória de arestas. Como ocorreu no experimento anterior, o modelo elite mostrou-se mais tolerante a falhas que os demais modelos.

Tabela 4.21: Comparação dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas.

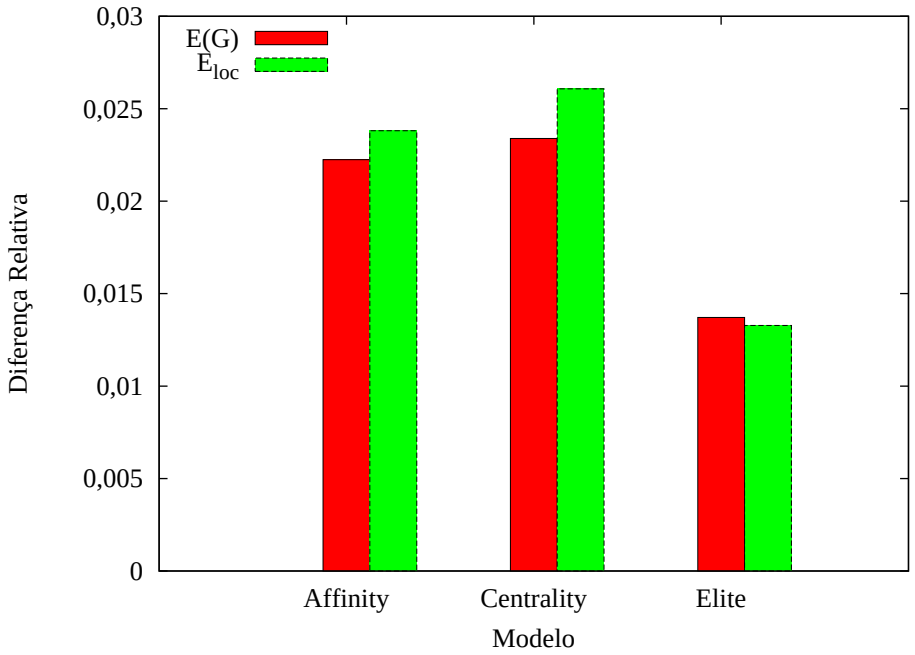
Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	93	43	0,010051	0,924731	0,102407	1,044444	0,010285	0,104967
Centrality	93	628	0,146914	13,516129	0,371647	1,204934	0,165849	0,409612
Elite	93	814	0,190276	17,505376	0,422543	1,278369	0,226975	0,469336

Tabela 4.22: Comparação das diferenças relativas dos parâmetros das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção de 20% das arestas, em relação às redes iniciais.

Rede	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Affinity	0,047616	0,042553	0,022245	0,023808
Centrality	0,040426	0,028972	0,023395	0,026076
Elite	0,029032	0,018724	0,013714	0,013281



(a) Comparação da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas.



(b) Comparação das diferenças relativas da eficiência das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite, após a remoção aleatória de arestas, em relação às redes iniciais.

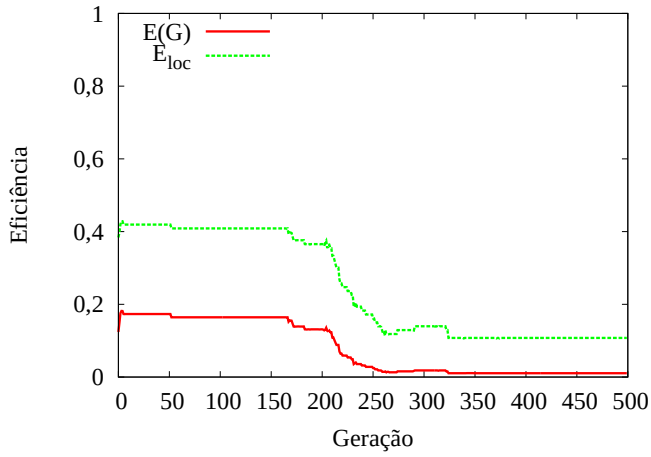
Figura 4.21: Estudo das eficiências da rede formada pelas relações de cooperação / colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL, após a remoção aleatória de arestas. Fonte: Autor.

4.7.1.2 Remoção dos hubs

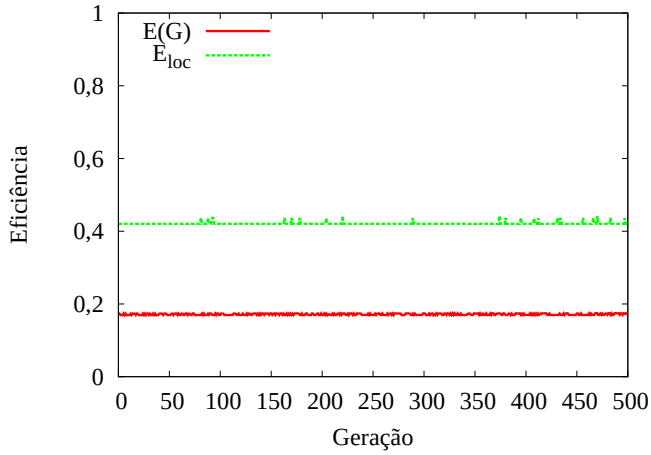
Assim como nas simulações anteriores, os três modelos apresentaram-se frágeis a ataques coordenados, tendo suas redes completamente destruídas após a remoção de seus *hubs*.

4.7.2 Análise da evolução das eficiências das redes geradas pelos modelos implementados

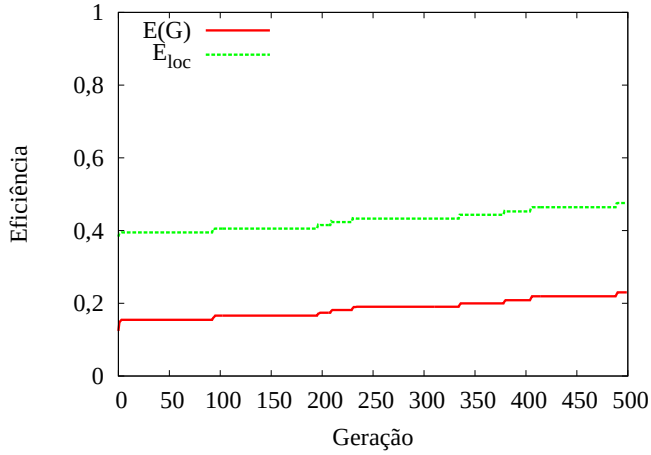
A exemplo do que fizemos nos experimentos anteriores, plotamos os gráficos das variações das eficiências, dos três modelos, através das gerações. Como anteriormente, ainda que as curvas dos gráficos não sejam as mesmas, o modelo *affinity* apresentou um comportamento involutivo. O modelo *centrality*, mais uma vez, demonstrou um comportamento semelhante a fenômenos aleatórios. O modelo *elite*, por outro lado, novamente apresentou *equilíbrio pontuado* e estases. A Figura 4.22 apresenta o comportamento evolutivos dos três modelos implementados. Comparando este resultado com aquele obtido quando empregamos um valor de afinidade de 46%, percebemos que o aumento deste parâmetro reduziu a eficiência da rede ao invés de melhorá-la. Isto se deve pois com o aumento da afinidade mínima, a densidade da rede diminui fazendo com que sejam necessárias mais gerações para que se obtenham resultados melhores.



(a) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Affinity.



(b) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Centrality.



(c) Evolução das eficiências global e local da rede gerada pelo modelo Elite.

Figura 4.22: Evolução das eficiências globais e locais das redes geradas pelos modelos Affinity, Centrality e Elite. Fonte: Autor.

4.7.3 *Comparação das propriedades da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes*

Embora tanto o modelo *affinity*, quanto o modelo *elite* tenham apresentado *equilíbrio pontuado* e *estases*, o modelo *elite* apresentou uma gráfico evolutivo mais parecido com aquele apresentado por Reznick e Ricklefs (2009). Por isso, resolvemos comparar este modelo com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A Tabela 4.23 e a Figura 4.23, comparam os parâmetros da rede produzida pelo modelo *elite* após 500 gerações. Nesta simulação, o modelo *elite* apresentou desempenho inferior ao das redes de referência.

Tabela 4.23: Comparação dos parâmetros da rede simulada com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno, cada uma delas apresentando o mesmo número de vértices e grau médio.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
Simulação	93	841	0,196587	18,086022	0,435177	1,254433	0,230131	0,475653
Aleatória	93	840	0,196353	18,064516	0,206358	1,829360	0,593891	0,603179
Livre de Escala	93	1541	0,360215	33,139785	0,868052	1,639785	0,680108	0,934026
Mundo Pequeno	93	1090	0,254792	23,440860	0,255391	1,745909	0,627279	0,627695

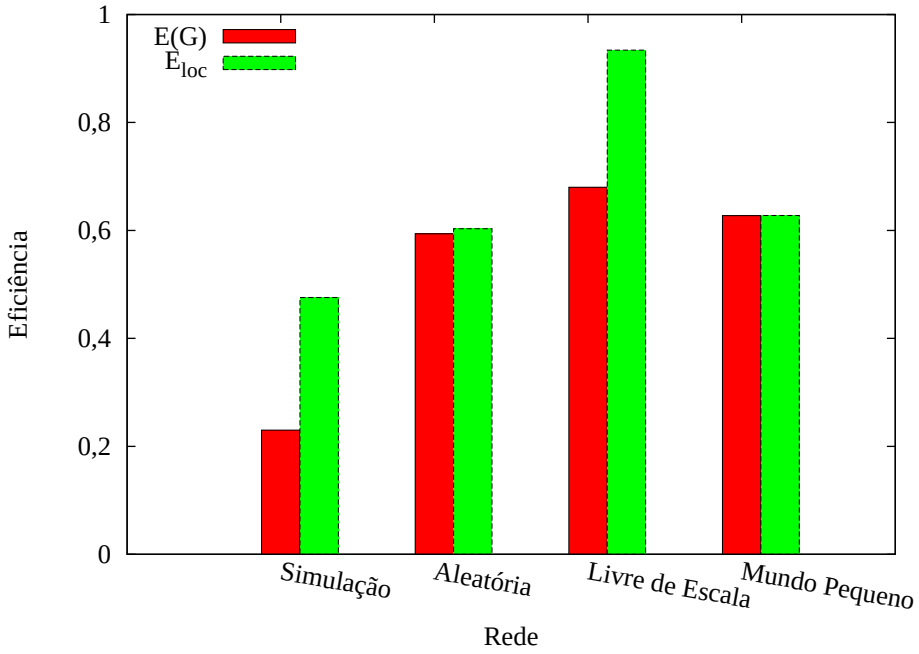
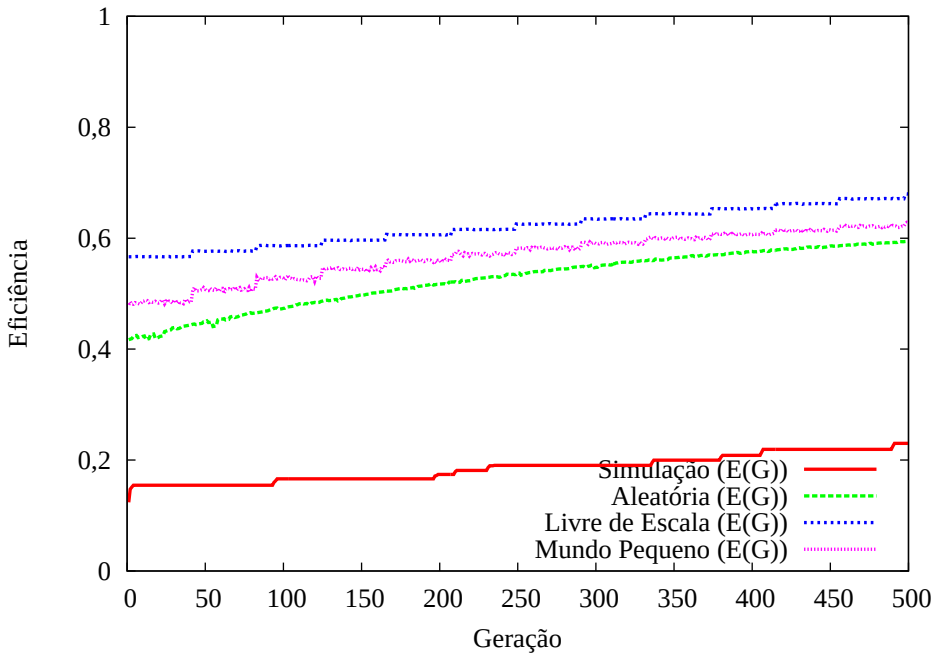


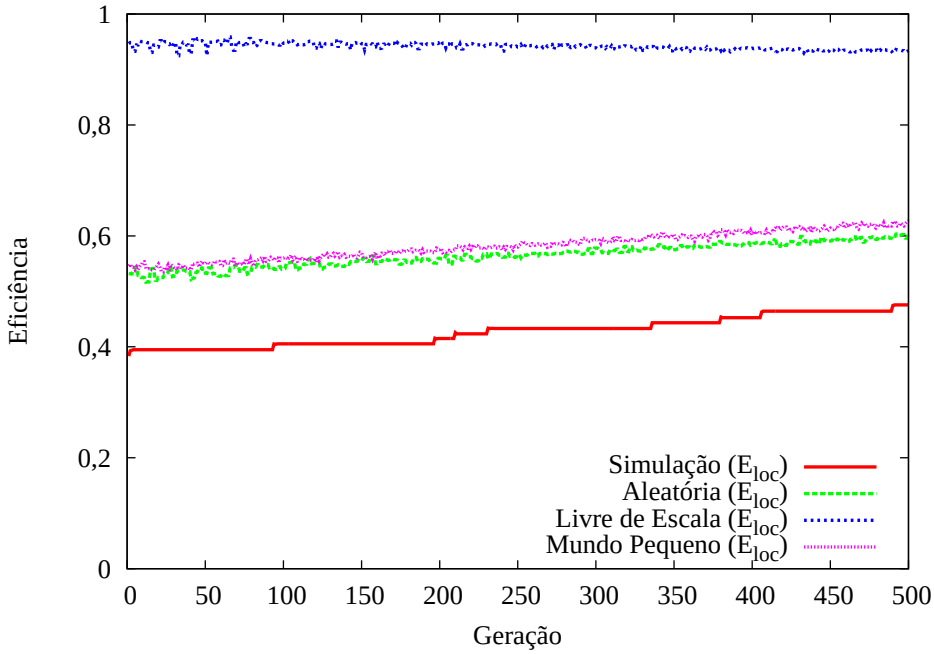
Figura 4.23: Comparação da eficiência da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.7.3.1 Comparação da evolução das eficiências da rede gerada pelo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes

Comparamos a evolução da rede gerada pelo modelo *elite* com as redes aleatória, livre de escala e mundo pequeno. Desta vez, as curvas da eficiência global e local, permaneceram bem abaixo das redes de referência, indicando que, o aumento da afinidade, muito maior que valor médio (33%), diminui a eficiência da rede.



(a) Comparação da evolução da eficiência global da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).



(b) Comparação da evolução da eficiência local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio).

Figura 4.24: Comparação da evolução das eficiências global e local da rede gerada pedo modelo Elite com uma rede aleatória, uma rede livre de escala e uma rede de mundo pequeno equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio). Fonte: Autor.

4.8 Análise da simulação da evolução da rede de cooperação e colaboração do APL de turismo da Costa dos Corais/AL

Comparamos os resultados do grupo 3 de simulações (46% de afinidade e $0,1\%$ de probabilidade de mutação), com a rede original do APL e com a rede neural do C. elegans. A rede do C. elegans apresentou eficiência global ($E(G)$) e eficiência local (E_{loc}), 61 e 18 vezes maiores que a rede original, respectivamente. Enquanto, a rede resultante da simulação apresentou eficiência global ($E(G)$) e eficiência local (E_{loc}), 2 e $1,4$ vezes maiores que a rede do C. elegans, respectivamente. O que representa um resultado bastante interessante, pois a rede do C. elegans é considerada uma rede de mundo pequeno eficiente (LATORA; MARCHIORI, 2001).

Por outro lado, quando comparamos os resultados da simulação, com os valores das eficiências da rede original, os resultados foram ainda melhores: eficiência global ($E(G)$) e eficiência local (E_{loc}), 120 e 25 vezes maiores.

As tabelas 4.24, 4.25 e 4.26, comparam os resultados obtidos nas simulações, com a rede original do APL e a rede neural do C. elegans.

Tabela 4.24: Comparação dos parâmetros da rede original do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede neural do C. elegans.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	279	2288	0,059011	16,405018	0,337767	2,435570	0,449861	0,673457
APL	93	18	0,004208	0,387097	0,000000	2,076923	0,007402	0,037634

Tabela 4.25: Comparação dos parâmetros da rede simulada do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede neural do C. elegans, considerando 46% de afinidade entre os atores e 0,1% de mutação, utilizando o modelo Elite, após 500 gerações.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
C. elegans	279	2288	0,059011	16,405018	0,337767	2,435570	0,449861	0,673457
Simulação	93	3805	0,889434	81,827957	0,940743	1,006008	0,892122	0,943490

Tabela 4.26: Comparação dos parâmetros da rede original do APL de turismo da Costa dos Corais/AL com a rede simulada, considerando 46% de afinidade entre os atores e 0,1% de mutação, utilizando o modelo Elite, após 500 gerações.

Rede	n	m	Δ	$< k >$	C_{WS}	L	$E(G)$	E_{loc}
APL	93	18	0,004208	0,387097	0,000000	2,076923	0,007402	0,037634
Simulação	93	3805	0,889434	81,827957	0,940743	1,006008	0,892122	0,943490

Capítulo Cinco

Conclusões e Observações

5.1 Considerações sobre os resultados

A análise dos parâmetros calculados para as redes de cooperação e colaboração formadas pelo APL de turismo da Costa dos Corais/AL, revelou redes desconectadas e com pouca probabilidade de formação de parcerias futuras, devido ao baixo coeficiente de aglomeração encontrado[1], uma vez que esta propriedade indica a probabilidade de ocorrerem novas relações, a partir das relações existentes. As redes apresentaram densidade menor que 1%, em quase todos os casos, excetuando-se as redes de *cooperação de aprendizagem* e *cooperação de informação* que apresentaram densidade de aproximadamente 1%. Este resultado evidenciou pouca articulação entre as empresas, assim como o papel preponderante das entidades de apoio [2], que praticamente, sustentam a estrutura reticular formada. Caso estas empresas fossem removidas, as redes de cooperação e colaboração do APL deixariam de existir.

Este comportamento pode ser explicado através da teoria dos jogos não-cooperativos de Nash (1951). Baseando-nos no estudo realizado por Silva e Hewings (2010), e levando em conta a extensão geográfica do APL e o seu grande número de empresas, é de se esperar que os processos de treinamento ocorram em instituições de ensino externas e não nas próprias empresas.

Esta procura pelas entidades de apoio, com a finalidade de treinamento, aumenta a importância das mesmas e, consequentemente, sua centralidade.

Por outro lado, ao se comparar os parâmetros da rede completa do APL da Costa dos Corais [3] com aqueles apresentados por redes equivalentes (mesmo número de vértices e grau médio) do tipo aleatória, livre de escala e de mundo pequeno, não se pôde observar indícios de sua topologia.

Porém, um APL apresentaria uma melhor resistência a falhas, e maiores chances de sobrevivência, caso apresenta-se uma topologia do tipo mundo pequeno, pois os valores de suas eficiências global e local seriam maiores. De fato, Latora e Marchiori (2001)

[1] Com exceção da rede de cooperação de informação, todas as demais redes do APL apresentaram coeficiente de aglomeração médio igual a zero.

[2] O papel das entidades de apoio (SEBRAE, SENAC e SENAI) foi evidenciado a partir da análise dos valores das centralidades das empresas do APL.

[3] A rede completa do APL foi construída a partir da sobreposição das relações existentes nas seis redes de cooperação e colaboração depois de removidas as entidades de apoio.

verificaram, ao estudarem as redes neurais de animais, que estas redes apresentavam topologia do tipo mundo pequeno, com eficiência global e local elevadas e alto grau de neuro-plasticidade, o que significa que, em caso de falhas nas conexões presentes nas redes neurais estudadas, há uma grande chance de serem encontrados novos caminhos, a partir dos caminhos que tivessem sido preservados.

Apesar dos resultados encontrados revelarem um APL desarticulado, a análise das respostas aos questionários e, posteriormente, o cruzamento destas respostas com as relações de cooperação e colaboração presentes nas redes estudadas, nos levaram a uma interessante descoberta: as empresas que estabeleceram relações de cooperação e colaboração, o fizeram pois apresentavam algum grau de afinidade entre si.

A partir desta descoberta, desenvolvemos um modelo computacional capaz de simular a evolução das relações de cooperação e colaboração entre as empresas, com base na afinidade entre elas.

Baseado nos resultados obtidos nas simulações, percebemos que o modelo *elite* apresentou a melhor performance, maior eficiência na maioria dos casos e características compatíveis com sistemas evolutivos: *equilíbrio pontuado* e estases. A comparação dos resultados obtidos com a rede original e a rede neural do C. elegans demonstrou que a rede resultante da simulação apresentou características superiores, apesar de a simulação ter produzido uma rede vulnerável a ataques coordenado. Este fato se deu, provavelmente, por esta rede ter características híbridas de rede livre de escala e mundo pequeno. Ainda assim, a rede tornou-se 120 vezes mais eficiente no transporte de informações entre seus atores e 25 vezes mais resistente a ataques aleatórios que a rede original do APL (ver Seção 4.8).

Estes resultados revelaram que a rede simulada apresenta maior robustez em relação à rede original, sendo mais capaz de sobreviver a ataques, tais como falência de empresas por não conseguirem resistir a concorrência, crises no sistema financeiro, etc.

A analise dos gráficos das evoluções das eficiências das redes resultantes das simulações, revelou que após longos períodos de estases, ocorreram saltos evolutivos, levando a rede a um novo patamar de eficiência. Este comportamento se deve ao *equilíbrio de Nash* (NASH, 1951), e a processos aleatórios de mutação nos genes dos indivíduos. Nossos algoritmos *affinity* e *elite*, procuram melhorar a eficiência de cada indivíduo de uma sub-rede, sem conhecer de antemão as mudanças que ocorrerão nos atores das demais sub-redes. De fato, durante os cálculos, os algorítimos, ao trabalharem com um indivíduo, desconhecem o que ocorrerá com os demais. Assim, a eficiência do sistema aumenta até que se alcance o equilíbrio (*equilíbrio de Nash*), onde os ganhos (eficiências) de todos os atores foram maximizados. Sem a presença de mutações, o sistema permaneceria em equilíbrio para

sempre. A mutação por outro lado, modifica as características dos indivíduos, desfazendo o equilíbrio e levando a um salto evolutivo (MORET et al., 2012). Além desta característica, o modelo *elite* acrescentou também a capacidade de aprendizagem: um indivíduo, ao se relacionar com outro mais eficiente que ele, copia para si características daquele ator.

5.2 Conclusões

Nossa pesquisa revelou um APL desarticulado, com pouca formação de parcerias (relações de cooperação e colaboração) e pouca probabilidade de sobrevivência a longo prazo. Dentre as seis redes de cooperação e colaboração, inicialmente estudadas, somente as redes de *cooperação de aprendizagem* e *cooperação de informação* apresentaram densidades próximas de 1%. Comportamento explicado pela extensão geográfica do APL (a amostra considerada do arranjo se distribui por 10 cidades, cobrindo uma área de $2164km^2$) e o seu grande número de empresas (96 organizações fazem parte do núcleo central do APL nestas cidades), se considerarmos a teoria dos jogos não-cooperativos de Nash (1951). O estudo realizado por Silva e Hewings (2010) determinou que em APLs com grande extensão geográfica e grande número de empresas, as empresas optarão por realizar treinamentos externos, o que coincide com os resultados encontrados por nós, utilizando a metodologia da *análise de redes sociais*.

A teoria de Nash (1951) foi concebida para explicar comportamentos em condições de não-cooperação, onde os atores (jogadores) buscam maximizar seus ganhos sem considerar as ações dos demais atores. Este tipo de comportamento não deveria ser observado em um APL, pois este tipo de agrupamento de empresas pressupõe colaboração e cooperação entre os atores.

Diante de tais resultados nós nos deparamos com importantes questões. Quais fatores contribuiriam para o estabelecimento de relações de cooperação e colaboração entre as empresas de um arranjo produtivo local? Seria possível simular a evolução natural do APL e sugerir estratégias que favoreceriam ao estabelecimento destas relações, transformando o jogo não-cooperativo em andamento no arranjo em um jogo cooperativo? Em caso afirmativo, qual seria a topologia das redes de cooperação e colaboração resultantes?

Como resultado desta pesquisa nós desenvolvemos um conjunto de ferramentas para gestão estratégica de Arranjos Produtivos Locais. Estas ferramentas podem auxiliar, não apenas aos gestores dos APLs, mas também aos órgãos públicos no estabelecimento de políticas que favoreçam a cooperação entre as empresas do arranjo, de modo a fortalecê-lo e, com isso, estimular o desenvolvimento regional, graças a prosperidade do APL e geração de mais renda.

A aplicação destas ferramentas à rede de afinidade do APL, sugeriu um cenário evolutivo para o arranjo, cuja configuração topológica passou de indefinida (pois não fomos capazes de determinar sua topologia, dada a existência de poucas conexões entre os atores) para rede de mundo pequeno, com propriedades de rede livre de escala. Esta característica topológica híbrida, ao mesmo tempo em que favoreceu a capacidade de resistência a ataques aleatórios (i.e. crises financeiras internacionais, falta de matérias primas e suprimentos externos etc) e o aumento da eficiência nas trocas de informações no arranjo, tornou-o vulnerável a ataques coordenados. Por outro lado, o caminho proposto pelo software de simulação é um caminho de cooperação, que se seguido levará o APL a deixar o jogo não-cooperativo em que se encontra e evoluir para uma rede de cooperação e colaboração

Contudo, os resultados obtidos com esta pesquisa doutoral precisam ser analisados no contexto de uma evolução nas relações de cooperação e colaboração no APL. Assim, para se chegar ao equilíbrio da eficiência (um período de estases) é necessário que as relações entre as empresas se estabeleçam segundo a sequência predita pelo *software de simulação*, *SCNTOOLS*. Deste modo, de nada adianta ignorar etapas e se tentar forçar parcerias com empresas que ainda não possuem afinidade entre si. É preciso antes, traçar estratégias que levem às trocas de experiências e *know-how* que proporcionem as oportunidades para que o APL evolua àquele obtido com as simulações.

Nós iniciamos este estudo partindo de algumas hipóteses: (i) as redes constituídas por APLs evoluem segundo um padrão previsível; (ii) arranjos produtivos locais constituem redes sociais que ao amadurecerem tornam-se redes do tipo mundo pequeno. Estas duas hipóteses se mostraram verdadeiras. Nossa pesquisa mostrou a existência de um padrão (afinidade entre os atores) no processo de estabelecimento de relações de cooperação e colaboração entre as empresas do APL e que, ao evoluírem, as redes sociais do arranjo tornam-se redes com características de mundo pequeno. A comprovação destas hipóteses resultaram de um modelo computacional para simulação de redes de afinidade e contribuíram para a definição de uma metodologia para análise de processos de cooperação e colaboração em APLs. Ainda que esta metodologia, em um primeiro momento, não solucione o problema da não-cooperação entre as empresas do arranjo, expõe as fragilidades do mesmo e sugere um possível caminho para fortalecê-lo: estimular o estabelecimento de parcerias entre as empresas que possuem afinidade entre elas, pois incentivar indivíduos afins a cooperarem entre si é sem dúvida mais fácil do que promover a colaboração entre atores que não possuem nada em comum.

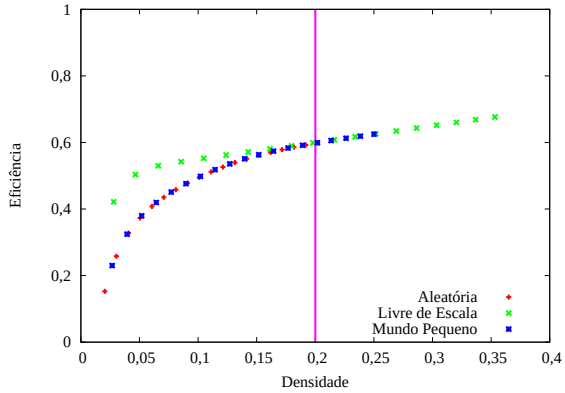
A proposta inicial desta pesquisa era propor um modelo computacional e uma metodologia que favorecesse a sobrevivência de um APL, de modo a levar a um maior desenvolvimento regional. Assim, tendo em vista os resultados apresentados neste estudo, e as possibilidades por ela apresentadas, acreditamos ter alcançado nossos objetivos e

apresentado interessantes contribuições.

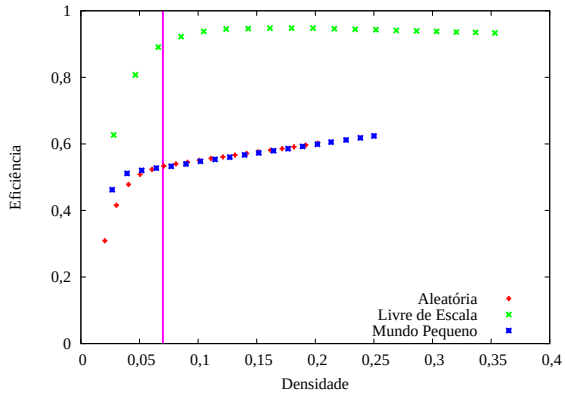
5.3 Contribuições

5.3.1 Definição do domínio de validade da eficiência como parâmetro para determinação da topologia de uma rede

Para validar a metodologia de análise topológica empregada nesta pesquisa, nós determinamos o domínio de validade das eficiências global e local para este propósito, verificando que se pode estimar, com segurança, se uma rede apresenta topologia livre de escala, desde que ela possua densidade menor que 20%, enquanto que para se determinar se uma rede possui topologia de mundo pequeno, a sua densidade deverá ser menor que 7%, conforme pode ser observado nos pontos de interseção das curvas dos gráficos apresentados nas Figuras 5.1(a) e 5.1(b).



(a) Variação da eficiência global de acordo com a variação da densidade.



(b) Variação da eficiência local de acordo com a variação da densidade.

Figura 5.1: Variação das eficiências global e local de acordo com a variação das densidades das redes estudadas: aleatória, livre de escala e mundo pequeno. A interseção das curvas das eficiências indica os valores máximo da densidade para se utilizar a eficiência como parâmetro para identificação da topologia de uma rede. Fonte: Autor.

5.3.2 Ferramentas para análise de redes sociais e complexas

Este trabalho trouxe como contribuição, também, um novo conjunto de ferramentas para análise de redes sociais e complexas, o *SCNTOOLS* (*Social and Complex Network Analysis Tools*) (MONTEIRO et al., 2009). Essas ferramentas permitem a realização de diversos tipos de cálculos e simulações sobre redes. A seguir são apresentadas os principais programas constituintes desta ferramenta:

- AFFNET - simula a evolução dos relacionamentos em uma rede de afinidade;
- AUTONET - simula o jogo da vida de Conway (GARDNER, 1970) em uma rede de afinidade;
- CALCAFFINITY - calcula a afinidade existente entre os atores de uma rede;
- AVGDEGDIST - calcula a distribuição de graus média, a partir de uma amostra de redes;
- CNACALC - calcula os parâmetros de uma rede;
- CNDISCO - remove hubs, vértices ou arestas de uma rede;
- CNTRANS - realiza transformações sobre uma rede;
- COUNTSENTENCES - conta o número de sentenças em uma rede semântica;
- CSV2NET - converte um arquivo de rede CSV em um arquivo Pajek;
- CSV2NETCSV - converte uma arquivo Excel CSV em um arquivo de rede CSV;
- CSV2TABLE - cria uma tabela LaTeX, a partir de dados contidos em um arquivo Excel CSV;
- CSVAVG - calcula as médias dos valores contidos em um conjunto de tabelas Excel CSV;
- CSVDIFF - calcula as diferenças entre os valores contidos em duas tabelas Excel CSV;
- CSVEXTRACT - extrai linhas e/ou colunas de um arquivo Excel CSV;
- CSVSTAT - calcula as médias das linhas contidas em um conjunto de arquivos Excel CSV, salvando as médias de cada arquivo como uma linha em um novo arquivos Excel CSV;
- CSVSUM - calcula a distribuição de valores contidos, em uma coluna especificada, em uma tabela Excel CSV;

- ER2NETCSV - cria um arquivo de rede CSV a partir do relacionamento entre dois arquivos Excel CSV;
- FILTERNETCSV - remove dados de um arquivo de rede CSV;
- KNOWNET - simula a troca de conhecimento em uma rede de afinidade;
- MKAFFNET - cria uma rede de afinidade a partir de uma base de dados sobre os atores da rede;
- MKNET - cria redes artificiais com topologias aleatória, livre de escala e mundo pequeno;
- NETEXTRACT - extrai modos de uma rede de dois modos;
- PDB2NETCSV - converte um arquivo de proteínas em formato PDB em um arquivo de rede CSV;
- RMSENTENCES - remove sentenças de uma rede semântica;
- SNETDENS - cria redes semânticas a partir de arquivos contendo sentenças.
- TXT2NET - cria uma rede Pajek a partir de dados extraídos de um arquivo TXT;
- TXTFILTER - remove dados de um arquivo de rede CSV, baseado em padrões contidos em um arquivo Excel CSV;

5.3.3 Reconstrução da rede neural do C. elegans

Durante esta pesquisa surgiu a necessidade de utilizar algum parâmetro que permitisse mensurar as melhorias nas características da rede produzida pelas simulações realizadas. Nosso parâmetro foi a rede neural do C. elegans. Nós reconstruímos esta rede, a partir de dados existentes na literatura e disponibilizamos os resultados para utilização pela comunidade.

5.4 Propostas para trabalhos futuros

Podemos indicar alguns desdobramentos desta pesquisa, para serem desenvolvidos em trabalhos futuros:

- Construção de uma interface amigável para o SCNTOOLS;
- Utilização de autômatos celulares para determinação da topologia de uma rede;
- Desenvolvimento de uma ferramenta para o SCNTOOLS que permita desenhar grafos de redes;
- Desenvolvimento de um sistema especialista que forneça uma análise automatizada das características topológicas de uma rede;
- Utilizar o software desenvolvido para sugerir parcerias em um APL real e acompanhar a evolução de tal arranjo, de modo a verificar a acurácia de nosso *modelo evolutivo para simulação de redes de afinidade.*

Apêndice A

Questionários

A.1 Questionário aplicado às empresas do APL de Turismo da Costa dos Corais/AL

A.1.1 Questões gerais

Informe os dados gerais sobre a constituição da empresa.

1. Razão social:
2. Nome fantasia:
3. CNPJ:
4. Atividade principal:
   a) Hotel / pousada
   b) Agência de turismo
   c) Receptivo
   d) Restaurante
   e) Loja de artesanato
   f) Outro:
5. Endereço:
6. Bairro:
7. Cidade:
8. CEP:
9. Telefone:
10. E-mail:
11. Proprietários (Informar os nomes dos sócios):
12. Gerente geral:
13. Gerente de vendas:

14. Gerente financeiro:
15. Numero de funcionários:
16. Data da constituição da empresa:
17. Tamanho da empresa:
    a) Micro
    b) Pequena
    c) Média
    d) Grande
18. Nome do entrevistado:
19. Cargo do entrevistado:
20. Departamento / função do entrevistado:
21. Telefones do entrevistado:
22. FAX do entrevistado:
23. E-mail do entrevistado:

A.1.2 Questões referentes à experiência da empresa

Identifique as principais dificuldades no cotidiano da empresa (i.e. procedimentos administrativos, logística, processos operacionais, etc).

1. Contratar empregados qualificados:
    a) Nenhuma
    b) Baixa
    c) Média
    d) Alta
2. Desenvolver suas atividades principais com qualidade:
    a) Nenhuma
    b) Baixa
    c) Média
    d) Alta

3. Vender seus produtos e serviços:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
4. Custo:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
5. Falta de capital de giro:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
6. Falta de capital para adquirir equipamentos:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
7. Falta de capital para aquisição / locação de instalações:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
8. Pagamento de juros de empréstimos:
   a) Nenhuma
   b) Baixa
   c) Média
   d) Alta
9. Apoio do setor público:

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

10. Captar clientes:

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

11. Infraestrutura da região (água, luz e telefone):

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

12. Infraestrutura da região (estradas):

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

13. Infraestrutura da região (segurança):

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

14. Participar de feiras / eventos para divulgação:

a) Nenhuma
b) Baixa
c) Média
d) Alta

15. Outras (citar):

Identifique as principais características da estrutura funcional da empresa.

1. Informe o número de pessoas que trabalham na empresa, segundo características das relações de trabalho.

   i) Sócios proprietários:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20
      d) Mais de 20
      e) Não se aplica

   ii) Contratos formais:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20
      d) Mais de 20
      e) Não se aplica

   iii) Estagiários:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20
      d) Mais de 20
      e) Não se aplica

   iv) Serviços temporários:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20
      d) Mais de 20
      e) Não se aplica

   v) Terceirizados:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20
      d) Mais de 20
      e) Não se aplica

   vi) Familiares sem contrato formal:
      a) 1 a 3
      b) 4 a 10
      c) 11 a 20

d) Mais de 20
e) Não se aplica

2. Identifique a origem das pessoas que trabalham na empresa, segundo características das relações de trabalho.

   i) Sócios proprietários:
      a) Morador Local
      b) Outro Município
   ii) Contratos formais:
      a) Morador Local
      b) Outro Município
   iii) Estagiários:
      a) Morador Local
      b) Outro Município
   iv) Serviços temporários:
      a) Morador Local
      b) Outro Município
   v) Terceirizados:
      a) Morador Local
      b) Outro Município
   vi) Familiares sem contrato formal:
      a) Morador Local
      b) Outro Município

3. País dos sócios proprietários (se o proprietário for estrangeiro é necessário identificar o país de origem. Se mais de um sócio estrangeiro, digite o nome de cada sócio em uma linha da caixa a seguir e separe o nome do sócio, de seu país de origem utilizando ponto-e-vírgula. Exemplo: Fulano de tal; Noruega):

Identifique os elementos que influenciam a competitividade da empresa.

1. Quais fatores que, em sua opinião, são determinantes para manter a capacidade competitiva da empresa?

   i) Qualidade da mão-de-obra:
      a) Não se aplica
      b) Sem importância

c) Pouco importante
d) Importante
e) Muito importante

ii) Custo e preço:
a) Não se aplica
b) Sem importância
c) Pouco importante
d) Importante
e) Muito importante

iii) Qualidade dos produtos e serviços oferecidos:
a) Não se aplica
b) Sem importância
c) Pouco importante
d) Importante
e) Muito importante

iv) Capacidade de atendimento da demanda:
a) Não se aplica
b) Sem importância
c) Pouco importante
d) Importante
e) Muito importante

A.1.3 Questões referentes às redes sociais formadas pelas empresas membros do APL

A.1.3.1 Questões referentes ao núcleo central (empresas especializadas nas atividades principais do APL).

Quais as três empresas com as quais você desenvolveu parceria, ou alguma forma de cooperação / colaboração (coloque o nome de cada empresa em uma linha)?

1. Obtenção de informações úteis ao seu negócio?
2. Treinamento relativo ao seu ramo de atividade?
3. Promoção das suas atividades (propaganda)?

4. Compra conjunta de equipamentos, matéria prima e/ou insumos diversos?
5. Produzir um novo produto ou serviço?
6. Defesa de seus interesses comerciais, tais como, políticas, legislações e programas de interesse de sua empresa?

A.1.3.2 Questões referentes à segunda camada (empresas que fornecem componentes e serviços para o APL) e terceira camada (empresas de educação, comunicação, transporte, bancos, seguradoras, órgãos públicos etc que prestam serviços para o APL).

1. Quais as três empresas que fornecem serviços essenciais para as atividades de sua empresa (excetuando as concessionárias de serviços públicos)?
2. Quais os três BANCOS que fornecem serviços à sua empresa (conta corrente, financiamento, seguro etc)?
3. Quais os três ÓRGÃOS PÚBLICOS que dão suporte à sua empresa?
4. Quais três instituições (publicas, privadas, mistas) que dão TREINAMENTO à sua empresas?
5. Sua empresa participa de alguma ASSOCIAÇÃO? Se afirmativo, especifique qual e a data de adesão, colocando cada associação em uma linha e separando o nome da associação da data, utilizando ponto-e-vírgula. Exemplo: AHMAJ; 03/07/2010
6. E que o levou a participar dessa(s) associação(ões)? Preencha a caixa, colocando cada associação em uma linha e separando o nome da associação do motivo, utilizando ponto-e-vírgula. Exemplo: AHMAJ; motivo...
7. Relacione os benefícios que sua empresa já obteve em participar desta associação, colocando cada associação em uma linha e separando o nome da associação do benefício, utilizando ponto-e-vírgula. Exemplo: AHMAJ; benefício...
8. Relacione os motivos que o desestimulam a participar de alguma associação:

A.1.4 Secretarias

1. Município:
2. Nome do secretario:
3. A secretaria tem definida sua missão e objetivo?

a) Sim
b) Não

4. Você conhece o objetivo e missão da secretaria?

a) Sim
b) Não

5. A missão da secretaria é compartilhada entre todos os colaboradores?

a) Sim
b) Não

6. As ações realizadas pela secretaria são planejadas anualmente?

a) Sim, com antecedência
b) As vezes
c) Existe planejamento, mas algumas ações pontuais são atendidas
d) Não, apenas fazemos ações que surgem emergencialmente

7. Existe algum tipo de monitoramento e avaliação das ações desenvolvidas pela secretaria?

a) Sim
b) Não

8. Existe organograma constituído?

a) Sim, seguimos
b) Sim, apenas no papel
c) Não

9. Existe Conselho Municipal de Turismo?

a) Sim, é atuante
b) Sim, apenas no papel
c) Não

10. Existe Fundo Municipal de Turismo?

a) Sim, temos recursos
b) Sim, apenas no papel
c) Não

11. Como é a equipe de recursos humanos da secretaria?

a) Temos recursos que atendem as demandas atuais

b) Precisamos ampliar e capacitar o atual quadro

c) Não temos equipe definida

12. A estrutura física da secretaria é:

a) Adequada

b) Precisa de alguns ajustes

c) Inadequada

d) Não dispomos de estrutura física

13. Como é a relação entre a secretaria e as demais Secretarias do Governo?

a) Existe articulação, e conseguimos trabalhar conjuntamente

b) É muito pouca a articulação

c) Não existe articulação

14. Existe ou existiriam ações realizadas em conjunto com outras Secretarias?

a) Sim

b) Não

Apêndice B

Algoritmos

Os algoritmos apresentados neste apêndice foram desenvolvidos com base nos trabalhos desenvolvidos pelos autores apresentados no capítulo 2. Embora aqueles autores tenham desenvolvido uma extensa pesquisa, que levou à definição dos métodos de análise de redes complexas utilizados nesta tese, os algoritmos que permitem a realização dos cálculos de propriedades de redes utilizados para caracterização das redes por nós estudadas não são facilmente encontrados na literatura. De fato, com exceção dos algoritmos apresentados no capítulo supracitado, não há qualquer referência a métodos computacionais para cálculo das demais propriedades. Assim, decidimos por implementar nossos próprios algoritmos, procurando sempre que possível otimizá-los, de modo a reduzir os custos computacionais envolvidos.

B.1 Algoritmo evolutivo baseado em afinidade

Algoritmo 9 Algoritmo evolutivo baseado em afinidade

Entrada: A_{ij} ← matriz de adjacência contendo os atributos de afinidade, n ← número de gerações, c ← probabilidade de crossover, m ← probabilidade de mutação, a_{min} ← afinidade mínima para que se estabeleça um relacionamento, n_{genes} ← número de genes em cada cromossomo.

1: **escreva** geração 0 {Salva a rede inicial}
2: **para** $g \leftarrow 1$ até n **faca**
3: $F_n \leftarrow$ ajuste dos indivíduos
4: **para cada** individuo i de A_{ij} **faca**
5: **para cada** individuo j de A_{ij} **faca**
6: **se** $i \neq j$ **entao**
7: {Realiza crossover entre os pares de indivíduos}
8: $G_{cross} \leftarrow$ genes marcados para crossover, segundo a probabilidade de escolha de gene c
9: **se** i vizinho de j **entao**
10: **se** $F_j > F_{méd}$ **entao**
11: **para cada** gene k de G_{cross} **faca**
12: $$P_{cross} \leftarrow \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , i \textit{ possui gene } k \textit{ marcado para crossover} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}$$
13: **se** $P_{cross} = 1$ **entao**
14: {i recebe o gene k de j}
15: $i_k \leftarrow j_k$
16: **fim se**
17: **fim para**
18: **fim se**
19: **se** $F_i > F_{méd}$ **entao**
20: **para cada** gene k de G_{cross} **faca**
21: $$P_{cross} \leftarrow \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , j \textit{ possui gene } k \textit{ marcado para crossover} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}$$
22: **se** $P_{cross} = 1$ **entao**
23: {j recebe o gene k de i}
24: $j_k \leftarrow i_k$
25: **fim se**
26: **fim para**
27: **fim se**
28: **fim se**
29: {Realiza mutação nos genes dos indivíduos}
30: $G_{mut} \leftarrow$ genes marcados para mutação, segundo a probabilidade de escolha de gene m
31: **se** $F_i \leq F_{méd}$ **entao**
32: **para cada** gene k de G_{mut} **faca**
33: $$P_{mut} \leftarrow \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , i \textit{ possui gene } k \textit{ marcado para } \text{mutação} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}$$
34: **se** $P_{mut} = 1$ **entao**
35: {i recebe o gene mutante k}
36: $i_k \leftarrow$ mutação sobre i_k
37: **fim se**
38: **fim para**
39: **fim se**
40: **se** $F_j \leq F_{méd}$ **entao**
41: **para cada** gene k de G_{mut} **faca**
42: $$P_{mut} \leftarrow \left\{ \begin{array}{ll} 1 & , j \textit{ possui gene } k \textit{ marcado para } \text{mutação} \\ 0 & , \textit{caso contrário} \end{array} \right\}$$
43: **se** $P_{mut} = 1$ **entao**
44: {j recebe o gene mutante k}
45: $j_k \leftarrow$ mutação sobre j_k
46: **fim se**
47: **fim para**
48: **fim se**
49: {Conecta os indivíduos que possuem afinidade}
50: $A_{f_{ij}} \leftarrow \frac{1}{n_{genes}} \sum_{k=1}^{n_{genes}} i_k = j_k$
51: **se** $A_{f_{ij}} \geq a_{min}$ **entao**
52: conecta i a j
53: **fim se**
54: **fim se**
55: **fim para**
56: **fim para**
57: **escreva** geração g {Salva a rede desta geração}
58: **fim para**

B.2 Algoritmo para cálculo da densidade

Algoritmo 10 Algoritmo para cálculo da densidade

Entrada: $A_{ij} \leftarrow$ matriz de adjacência, $n \leftarrow$ número de vértices.
Saida: Densidade $\Delta = \frac{m}{n \cdot (n-1)}$, se o grafo for dirigido e $\rho = \frac{2 \cdot m}{n \cdot (n-1)}$, caso contrário.

1: {Conta o número de arestas}
2: $m \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: **se** $A_{ij} \neq 0$ **entao**
5: {Conta uma aresta}
6: $m \leftarrow m + 1$
7: **fim se**
8: **fim para**
9: {Calcula a densidade}
10: **se** Rede diridida **entao**
11: $\rho \leftarrow \frac{m}{n \cdot (n-1)}$
12: **se nao**
13: $\rho \leftarrow \frac{\frac{m}{2}}{\frac{n \cdot (n-1)}{2}}$
14: **fim se**

B.3 Algoritmo para cálculo dos graus dos vértices

Algoritmo 11 Algoritmo para cálculo dos graus dos vértices

Entrada: $A_{ij} \leftarrow$ matriz de adjacência, $n \leftarrow$ número de vértices.
Saida: $k_{n \times 3} \leftarrow$ matriz contendo os graus dos vértices.

1: {Cria uma matriz $n \times 3$ para conter os graus de entrada e saída e graus médios dos vértices}
2: $k \leftarrow matrix_{n \times 3}$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: {Para obter o número de conexões de entrada de um vértice, soma-se o número de valores diferentes de zero em sua linha em A_{ij}, para obter o número de conexões de saída de um vértice, soma-se o número de valores diferentes de zero em sua coluna em A_{ij}}
5: {Obtém os graus de entrada e saída}
6: $k_{i,1} \leftarrow$ número de conexões de entrada
7: $k_{i,2} \leftarrow$ número de conexões de saída
8: {Calcula o grau médio}
9: **se** Rede diridida **entao**
10: $k_{i,3} \leftarrow k_{i,1} + k_{i,2}$
11: **se nao**
12: $k_{i,3} \leftarrow k_{i,1}$
13: **fim se**
14: **fim para**

B.4 Algoritmo para cálculo da distribuição de graus

Algoritmo 12 Algoritmo para cálculo da distribuição de graus

Entrada: $k_{i,j} \leftarrow$ matriz contendo os graus de entrada e saída e graus médios dos vértices, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: $h_{n\times 3} \leftarrow$ matriz contendo a distribuição de graus.

1: {Cria um vetor associativo para conter as frequências dos graus dos vértices}
2: $d \leftarrow$ vetor associativo vazio
3: {Calcula as frequências absolutas dos graus dos vértices}
4: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
5: {Obtém o grau do vértice}
6: $< k > \leftarrow k_{i,3}$
7: **se** $\exists\ d_{<k>}$ **entao**
8: $d_{<k>} \leftarrow d_{<k>} + 1$
9: **se nao**
10: $d_{<k>} \leftarrow 1$
11: **fim se**
12: **fim para**
13: {Cria uma matrix para conter as frequências absolutas e relativas dos graus dos vértices}
14: $h \leftarrow matrix_{n\times 3}$
15: {Calcula as frequências relativas dos graus dos vértices}
16: $s \leftarrow 0$
17: $i \leftarrow 1$
18: **para cada** grau c e frequência f de d **faca**
19: $h_{i,1} \leftarrow c$ {grau}
20: $h_{i,2} \leftarrow f$ {frequência absoluta}
21: $s \leftarrow s + h_{i,2}$
22: $i \leftarrow i + 1$
23: **fim para**
24: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
25: $h_{i,3} \leftarrow \frac{h_{i,2}}{s}$ {frequência relativa}
26: **fim para**
27: {Ordena a distribuição de graus}
28: $h \leftarrow h$ ordenado

B.5 Algoritmo para cálculo do grau médio

Algoritmo 13 Algoritmo para cálculo do grau médio

Entrada: $k_{i,j} \leftarrow$ matriz contendo os graus de entrada e saída e graus médios dos vértices, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: Grau médio $< k >= \frac{\sum_{i=1}^{n} k_i}{n}$.

1: {Calcula o grau médio}
2: $s \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: $\quad s \leftarrow s + k_{i,3}$
5: **fim para**
6: $< k > \leftarrow \frac{s}{n}$

B.6 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração

Algoritmo 14 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração

Entrada: $A_{ij} \leftarrow$ matriz de adjacência, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: $c_{n\times 1} \leftarrow$ matriz contendo os coeficientes de aglomeração dos vértices, onde $c_i = \frac{\textit{número de pares de vizinhos conectados}}{\frac{1}{2}\cdot k_i\cdot(k_i-1)}$

1: {Cria uma matrix para conter os coeficientes de aglomeração de cada vértice}
2: $c \leftarrow matrix_{n\times 1}$
3: {Calcula o coeficiente de aglomeração de cada vértice}
4: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
5: {Obtém o número de vizinhos de i}
6: $k_i \leftarrow$ número de vizinhos de i
7: **se** $k_i > 0$ **entao**
8: $n_i \leftarrow 0$
9: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
10: **se** $A_{i,j} = 1$ **entao**
11: $neighbor_{n_i} \leftarrow j$
12: $n_i \leftarrow n_i + 1$
13: **fim se**
14: **fim para**
15: $n \leftarrow 0$
16: **se** $\exists$ *neighbor* **entao**
17: {Calcula o número de vizinhos de i conectados uns aos outros}
18: **para cada** vizinho n_1, índice i_1 de *neighbor* **faca**
19: **para cada** vizinho n_2, índice j_2 de *neighbor* **faca**
20: **se** $n_1 \neq n_2$ **entao**
21: **se** $A_{i_1,j_2} = 1$ **entao**
22: $n \leftarrow n + 1$
23: **fim se**
24: **fim se**
25: **fim para**
26: **fim para**
27: $neighbor \leftarrow \emptyset$
28: **fim se**
29: **se** $(k_i = 0)$ **ou** $(k_i = 1)$ **entao**
30: $c_i \leftarrow 0$
31: **se nao**
32: $c_i \leftarrow \frac{n}{\frac{1}{2}\cdot k_i\cdot(k_i-1)}$
33: **fim se**
34: **fim se**
35: **fim para**

B.7 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração médio

Algoritmo 15 Algoritmo para cálculo do coeficiente de aglomeração médio

Entrada: $c_i \leftarrow$ matriz contendo os coeficientes de aglomeração dos vértices, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: Coeficiente de aglomeração médio $C_{WS} = \frac{\sum_{i=1}^{n} c_i}{n}$

1: {Calcula o coeficiente de aglomeração médio}
2: $s \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: $\quad s \leftarrow s + c_i$
5: **fim para**
6: $C_{WS} \leftarrow \frac{s}{n}$

B.8 Algoritmo para multiplicação booleana de matrizes

Algoritmo 16 Algoritmo para multiplicação booleana de matrizes

Entrada: $A_{n \times n} \leftarrow$ matriz de adjacência A, $B_{n \times n} \leftarrow$ matriz de adjacência B, $n \leftarrow$ órdem das matrizes.

Saida: $C_{n \times n} \leftarrow$ produto booleano $C_{ij} = A \otimes B = \bigvee_{1 \leq k \leq n} (a_{ik} \wedge b_{kj})$, onde $A_{n \times n} = [a_{ik}]$ e $B_{n \times n} = [b_{kj}]$.

1: $c \leftarrow matriz_{n \times n}$
2: **para** $k \leftarrow 1$ to n **faca**
3: $\quad$ **para** $i \leftarrow 1$ to n **faca**
4: $\quad\quad$ **para** $j \leftarrow 1$ to n **faca**
5: $\quad\quad\quad c_{i,j} \leftarrow c_{i,j} \vee (a_{i,k} \wedge b_{k,j})$
6: $\quad\quad$ **fim para**
7: $\quad$ **fim para**
8: **fim para**

B.9 Algoritmo para encontrar os caminhos mínimos em um grafo

Algoritmo 17 Algoritmo para encontrar os caminhos mínimos em um grafo

Entrada: $A_{ij} \leftarrow$ matriz de adjacência, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: $d_{n \times n} \leftarrow$ matriz contendo as distâncias geodésicas entre os vértices do grafo.

1: $d \leftarrow A_{ij}$
2: **se** $(A_{ij} \neq 1_{ij})$ *e* $(A_{ij} \neq 0_{ij})$ **entao**
3: $old \leftarrow prod \leftarrow A_{ij}$
4: $order \leftarrow 1$
5: **enquanto verdadeiro faca**
6: $prod \leftarrow A_{ij} \otimes old$
7: $path \leftarrow old \vee prod$
8: $order \leftarrow order + 1$
9: **para** $i \leftarrow 1$ to n **faca**
10: **para** $j \leftarrow 1$ to n **faca**
11: **se** $(prod_{i,j} = 1)$ **e** $(d_{i,j} = 0)$ **e** $(i \neq j)$ **entao**
12: $d_{i,j} \leftarrow order$
13: **fim se**
14: **fim para**
15: **fim para**
16: **se** $path = 1_{ij}$ **entao**
17: sai do laço
18: **se nao se** $path = old$ **entao**
19: sai do laço
20: **se nao se** $order = n$ **entao**
21: sai do laço
22: **fim se**
23: $old \leftarrow prod$
24: **fim enquanto**
25: **fim se**

B.10 Algoritmo para cálculo do caminho mínimo médio

Algoritmo 18 Algoritmo para cálculo do caminho mínimo médio

Entrada: $d_{ij} \leftarrow$ matriz contendo as distâncias geodésicas entre os vértices do grafo, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: Caminho mínimo médio $L = \frac{\sum_{i=1,j=1}^{n} d_{ij}}{n}$

1: {Calcula o caminho mínimo médio}
2: $s \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
5: $s \leftarrow s + d_{i,j}$
6: **fim para**
7: **fim para**
8: $L \leftarrow \frac{s}{n}$

B.11 Algoritmo para cálculo do diâmetro de um grafo

Algoritmo 19 Algoritmo para cálculo do diâmetro de um grafo

Entrada: $d_{ij} \leftarrow$ matriz contendo as distâncias geodésicas entre os vértices do grafo.

Saida: Diâmetro $D = \max d_{ij}$

1: {Calcula o diâmetro do grafo}
2: $D \leftarrow \max d_{ij}$

B.12 Algoritmo para cálculo das eficiências dos vértices de um grafo

Algoritmo 20 Algoritmo para cálculo das eficiências dos vértices de um grafo

Entrada: $d_{ij} \leftarrow$ matriz contendo as distâncias geodésicas entre os vértices do grafo, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: $e_{n \times n} \leftarrow$ matriz contendo as eficiências dos vértices do grafo, onde $e_{i,j} = \frac{1}{d_{i,j}}$

1: {Calcula as eficiências dos vértices do grafo}
2: $e \leftarrow matrix_{n \times n}$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
5: $e_{i,j} \leftarrow \frac{1}{d_{i,j}}$
6: **fim para**
7: **fim para**

B.13 Algoritmo para cálculo da eficiência global de um grafo

Algoritmo 21 Algoritmo para cálculo da eficiência global de um grafo

Entrada: $e_{ij} \leftarrow$ matriz contendo as eficiências dos vértices do grafo, onde $e_{i,j} = \frac{1}{d_{i,j}}$, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: Eficiência global $E(G) = \frac{1}{n \cdot (n-1)} \cdot \sum_{i \neq j \in G} \frac{1}{d_{ij}}$

1: {Calcula a eficiência global do grafo}
2: $s \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
5: $s \leftarrow s + e_{i,j}$
6: **fim para**
7: **fim para**
8: $E(G) \leftarrow \frac{1}{n \cdot (n-1)} \cdot s$

B.14 Algoritmo para cálculo das eficiências dos subgrafos de um grafo

Algoritmo 22 Algoritmo para cálculo das eficiências dos subgrafos de um grafo

Entrada: $A_{ij} \leftarrow$ matriz de adjacência, $e_{ij} \leftarrow$ matriz contendo as eficiências dos vértices do grafo, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: $E(G_i)_{n\times 1} \leftarrow$ matriz contendo as eficiências dos subgrafos do grafo.

1: {Cria uma matrix para conter as eficiências dos subgrafos do grafo}
2: $E(G_i) \leftarrow matrix_{n\times 1}$
3: {Calcula as eficiências dos subgrafos do grafo}
4: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
5: {Obtém os índices dos vizinhos de i}
6: $n_i \leftarrow 0$
7: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
8: **se** $A_{i,j} = 1$ **entao**
9: $neighbor_{n_i} \leftarrow j$
10: $n_i \leftarrow n_i + 1$
11: **fim se**
12: **fim para**
13: **se** $\exists$ *neighbor* **entao**
14: **para** $j \leftarrow 1$ até n **faca**
15: **se** $A_{j,i} = 1$ **entao**
16: **se** $j \ni neighbor_{n_i}$ **entao**
17: $neighbor_{n_i} \leftarrow j$
18: $n_i \leftarrow n_i + 1$
19: **fim se**
20: **fim se**
21: **fim para**
22: **fim se**
23: {Soma as eficiências dos vizinhos de i}
24: $s \leftarrow 0$
25: $n \leftarrow 0$
26: **se** $\exists$ *neighbor* **entao**
27: **para cada** vizinho n_1, índice i_1 de *neighbor* **faca**
28: **para cada** vizinho n_2, índice j_2 de *neighbor* **faca**
29: $s \leftarrow s + e_{i_1,j_2}$
30: **fim para**
31: **fim para**
32: $n \leftarrow$ tamanho do vetor *neighbor*
33: $neighbor \leftarrow \emptyset$
34: **fim se**
35: **se** $(n = 0)$ **ou** $(n = 1)$ **entao**
36: $E(G_i)_i \leftarrow 0$
37: **se nao**
38: $E(G_i)_i \leftarrow \frac{1}{n\cdot(n-1)} \cdot s$
39: **fim se**
40: **fim para**

B.15 Algoritmo para cálculo da eficiência local de um grafo

Algoritmo 23 Algoritmo para cálculo da eficiência local de um grafo

Entrada: $E(G_i)_{n\times 1} \leftarrow$ matriz contendo as eficiências dos subgrafos do grafo, $n \leftarrow$ número de vértices.

Saida: Eficiência local $E_{loc} = \frac{1}{n}\sum_{i\in G} E(G_i)$

1: {Calcula a eficiência local do grafo}
2: $s \leftarrow 0$
3: **para** $i \leftarrow 1$ até n **faca**
4: $\quad s \leftarrow s + E(G_i)_i$
5: **fim para**
6: $E_{loc} \leftarrow \frac{1}{n} \cdot s$

Referências Bibliográficas

BARABASI, A. et al. Evolution of the social network of scientific collaborations. *Physica A*, n. 311, p. 590–614, 2002.

BARABáSI, A.-L.; ALBERT, R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, Department of Physics, University of Notre Dame, Notre Dame, IN 46556, USA, v. 286, n. 5439, p. 509–512, 1999.

BARABáSI, A.-L.; ALBERT, R. Statistical mechanics of complex networks. *REVIEWS OF MODERN PHYSICS*, v. 74, p. 47–97, 2002.

BATAGELJ, V.; BRANDES, U. Efficient generation of large random networks. *Physcal Review E*, v. 71, 2005.

BONDY, J.; MURTY, U. *Graph theory with applications*. Amsterdam: North Holland, 1976.

BRANDES, U. A faster algorithm for betweenness centrality. *Journal of Mathematical Sociology*, v. 25, p. 163–177, 2001.

BRANDES, U. On variants of shortest-path betweenness centrality and their generic computation. *Social Networks*, v. 30, n. 2, p. 136–145, 2008.

CHATTERJEE, N.; SINHA, S. Understanding the mind of a worm: hierarchical network structure underlying nervous system function in c. elegans. In: _____. *Models of brain and mind - physical, computational and psychological approaches*. [S.l.]: Elsevier, 2007. (Progress in Brain Research, v. 168), p. 145–153. ISBN 9780444530509.

DARWIN, C. *On the origin of species by means of natural selection, or the preservation of favoured races in the struggle for life*. London: John Murray, 1859.

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

EULER, L. Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis. *Commentarii academiae scientiarum Petropolitanae*, v. 8, p. 128–140, 1741.

FREEMAN, L. C. A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, v. 40, n. 1, p. 35–41, 1977.

FREEMAN, L. C. Centrality in social networks: conceptual clarification. *Social Networks*, v. 1, p. 215–239, 1979.

GARDNER, M. Mathematical games: the fantastic combinations of john conway's new solitaire game "life". *Scientific American*, n. 223, p. 120–123, 1970.

HUNT, G. The relative importance of directional change, random walks, and stasis in the evolution of fossil lineages. *Proc Natl Acad Sci U S A*, v. 104, p. 18404–18408, 2007.

JOHNSON, D. B. Efficient algorithms for shortest paths in sparse networks. *Journal of the Association for Computing Machiner*, ACM New York, v. 24, 1977.

JOYNER, D.; NGUYEN, M. V.; COHEN, N. *Algorithmic graph theory*. Google Code, 2011. Disponível em: <http://graph-theory-algorithms-book.googlecode.com/files-/graph-theory-0.6.pdf>. Acesso em: 17 jun. 2011.

LATORA, V.; MARCHIORI, M. Efficient behavior of small-world networks. *Physical Review Letters*, v. 87, n. 10, 2001.

MATTOS, S. M. C. da S. *O arranjo produtivo de flores em Maracás (Ba) como estratégia para o desenvolvimento local*. Dissertação (Mestrado) — Universidade do Estado da Bahia, Santo Antõnio de Jesus, 2007.

MILGRAM, S. The small word problem. *Psychology Today*, n. 2, p. 60–67, 1967.

MILLINGTON, I. Constant time game pathfinding with the roy-floyd-warshall algorithm. 2009. Disponível em: <http://www.cse.ust.hk/faculty/golin/COMP271Sp03/Notes-/MyL15.pdf>. Acesso em: 17 jun. 2011.

MONTEIRO, R. L. S.; FONTOURA, J. R. de A.; PEREIRA, H. B.; MORET, M. A. Toolbox para o estudo da difusão do conhecimento utilizando redes sociais e complexas. In: *III Workshop de Modelagem Computacional da Difusão do Conhecimento*. Salvador: Laboratório Nacional de Computação Científica, 2009.

MONTEIRO, R. L. S. Roberto Luiz Souza Monteiro e Marcelo A. Moret. *GuaráScript and guash(The GnU Algebraic SHell)*. 2005. BR n. 0000270504750074, 26 Out. 2005.

MONTEIRO, R. L. S.; MORET, M. A. Otimizando a distribuição de materiais. In: FERREIRA, E. J. R. (Org.). *Tecnologias da informação*: Gestão e método. Salvador: Editora FIB, 2007. p. 148–166.

MONTEIRO, R. L. S. Roberto Luiz Souza Monteiro, Hernane Borges Pereira, Marcelo A. Moret e Inácio S. Fadigas. *SCNTOOLS - Complex network analysis tools*. 2009. BR n. RS 11102-5, 29 jun. 2009.

MORET, M. A.; PEREIRA, H. B. B.; MONTEIRO, S. L.; GALEãO, A. C. Evolution of species from darwin theory: a simple model. *Physica A*, 2012.

NASH, J. Non-cooperative games. *The Annals of Mathematics*, Annals of Mathematics, v. 54, n. 2, p. 286–295, 1951.

NEUMANN, J. von; MORGENSTERN, O. *Theory of games and economic behavior.* Princeton: Princeton University Press, 1944.

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

NEWMAN, M. E. J. *Networks: an introduction.* Oxford: Oxford University Press, 2010.

NEWMAN, M. E. J.; BARABáSI, A. L.; WATTS, D. J. *The structure and dynamics of networks.* Princeton: Princeton University Press, 2006.

OLIVEIRA, S. M. d. et al. The penna model for biological aging and speciation. *Computing in Science and Engg.*, IEEE Educational Activities Department, v. 6, n. 3, p. 74–81, maio 2004.

PEREIRA, H. B. de B.; FREITAS, M. C.; SAMPAIO, R. R. Fluxos de informação e conhecimentos para inovações no arranjo produtivo local de confecções em salvador, bahia. *DataGramaZero - Revista de Ciência da Informação*, v. 8, n. 4, 2007.

PRESSMAN, R. S. *Engenharia de software.* São Paulo: Pearson Education do Brasil, 1995.

REZNICK, D. N.; RICKLEFS, R. E. Darwin's bridge between microevolution and macroevolution. *Nature*, Nature Publishing Group, v. 457, n. 7231, p. 837–842, fev. 2009. ISSN 0028-0836.

SEBRAE. *Diagnóstico Empresarial MPE'S Especializada no Setor Têxtil da Rua Direita do Uruguai.* Salvador: SEBRAE, 2005.

SILVA, C. E. L. e; HEWINGS, G. J. D. A decisão sobre investimento em capital humano em um arranjo produtivo local (apl): uma abordagem teórica. *RBE*, v. 64, n. 1, p. 67–79, 2010.

TENEMBAUM, A. *Estruturas de dados usando C.* São Paulo: MAKRON Books, 1995.

VARSHNEY, L. R.; CHEN, B. L.; PANIAGUA, E.; HALL, D. H.; CHKLOVSKII, D. B. Structural properties of the Caenorhabditis elegans neuronal network. v. 7, p. 1–21, jun. 2011.

WAITS, M. The added value of the industry cluster approach to economic analysis, strategy development, and service delivery. *Economic Development Quarterly*, v. 14, n. 1, p. 35–50, 2000.

WATTS, D. J. Networks, dynamics, and the small-world phenomenon. *The American Journal of Sociology*, v. 105, n. 2, p. 493–527, 1999.

WATTS, D. J.; STROGATZ, S. H. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, v. 393, n. 6684, p. 440–442, 1998.

WHITE, J. G.; SOUTHGATE, E.; THOMSON, J. N.; BRENNER, S. The structure of the nervous system of the nematode caenorhabditis elegans. *Phil. Trans. R. Soc. Lond. B*, v. 314, n. 1165, p. 1–340, 1986.

Um Modelo Evolutivo para Simulação de Redes de Afinidade

Roberto Luiz Souza Monteiro

Salvador, Junho de 2012.